



João Rui Moço Freire

Licenciado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Plataforma de suporte à gestão de cargas no setor residencial suportada por RNA

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Pedro Pereira, Professor Auxiliar,
Universidade Nova de Lisboa

Júri:

Presidente: Doutor Rui Tavares

Arguentes: Doutora Anabela Pronto

Vogais: Doutor Pedro Pereira

Março, 2021



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

[Verso da Capa]

Plataforma de suporte à gestão de cargas no setor residencial suportada por RNA

Copyright © João Rui Moço Freire, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade Nova de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

“A arte da previsão consiste em antecipar o que acontecerá e depois explicar porque não aconteceu.”

- Winston Churchill

Agradecimentos

Gostaria de agradecer a todos os que tornaram a conclusão desta dissertação possível, a todos um grande obrigado.

Começo por agradecer ao meu orientador, professor Pedro Pereira, pela sugestão do tema de tese e por todo o apoio prestado no decorrer da mesma.

Um agradecimento a todos os colegas e professores de Engenharia Eletrotécnica que de forma direta ou indireta tornaram estes cinco anos melhores.

Um especial agradecimento ao André Ip por todo o apoio e horas despendidas para que esta dissertação fosse possível. Queria também citar mais alguns que deixaram a sua marca neste percurso académico: André Simões, David Sousa, Xavier Pacheco e Nuno Alemão.

Nem tudo se resume à faculdade e devido a isso um grande obrigado ao Iuri Correia e Rafael Madrugo por todos os momentos passados.

Por último um agradecimento muito especial a toda a minha família, aos meus pais, pelo apoio incondicional e pelas chamadas de atenção em períodos menos positivos, à minha irmã por estar sempre presente e à minha namorada Adriana Ramos por me obrigar a lutar até ao fim nunca me deixando desistir.

Resumo

Nos últimos 70 anos o consumo de energia foi superior aos 12 mil anos anteriores [1]. Seguindo a mesma tendência o consumo de energia elétrica também tem aumentado. Este facto é justificável pela utilização generalizada de energia elétrica nos mais variados setores, os setores industrial e doméstico apresentam a maior quantidade de energia consumida nos últimos anos.

Atualmente, essa dependência prende-se com o facto de existirem inúmeros equipamentos que necessitam de eletricidade ininterruptamente para a sua correta operação, como exemplo temos: sistemas de segurança, equipamentos frigoríficos, entre outros. O aumento de equipamentos presentes nas habitações também é um fator relevante, acarretando maiores consumos ao nível de energia elétrica e consequentemente um aumento da fatura elétrica.

Todas as mudanças nos hábitos de consumo obrigaram a repensar os sistemas de fornecimento de energia aos locais de consumo. Ao longo dos últimos anos, a liberalização do mercado português, associada ao mercado de energia elétrica, tem culminado no surgimento de novos tipos de tarifas, nomeadamente o mercado de tarifas dinâmicas.

Com o intuito de obter melhorias durante a utilização de energia elétrica, foram utilizadas Redes Neurais que permitiram uma aprendizagem constante com a utilização de preços precedentes para a realização dessa mesma aprendizagem. Desta forma, recorreu-se a softwares de Inteligência Artificial, cada vez mais procurados e que têm permitido a realização de inúmeras operações tais como a previsão de acontecimentos.

Tendo em conta os pontos apresentados anteriormente, surgiu a ideia de criar uma ferramenta que permitisse prever preços de energia elétrica e, concludentemente, realizasse uma gestão de cargas que seriam deslocadas e alocadas em espaços temporais onde o preço de eletricidade fosse o mais reduzido.

Esta ferramenta tem como principal objetivo proporcionar uma redução da fatura de eletricidade, tendo por base uma boa gestão de cargas baseada na previsão proveniente da rede neuronal implementada.

Palavras-chave: Algoritmos de Previsão, Inteligência Artificial, Consumo de Energia Doméstica, Redes Neurais, Previsão de Preços.

Abstract

In the last 70 years energy consumption has been higher than in the previous 12,000 years [1]. Following the same trend, the consumption of electrical energy has also increased. This fact is justified by the widespread use of electricity in the most varied sectors, among them the industrial and domestic sectors adding up to the largest amount of energy consumed in recent years.

Currently, this dependence happens because there are several equipments that need electricity uninterruptedly for correct operation, such as security systems, refrigerating equipment and others. The increase in equipments present in homes is also a relevant factor, leading to greater consumption of electricity and consequently an increase in the electric bill.

All the changes in consumption habits have forced a change in the way energy reaches our homes. Over the past few years, the liberalization of the Portuguese market, associated with the electricity market, has culminated in the emergence of new types of tariffs, namely the dynamic tariff market.

In order to obtain improvements during the use of electricity, Neural Networks were used, which allowed constant learning and the use of previous prices. In this way, Artificial Intelligence software was used, which is increasingly sought after, and which has allowed for numerous operations such as event forecasting.

Due to the points presented above, the idea arose of creating a tool that would make it possible to predict electricity prices and, conclusively, to manage loads that would be displaced and allocated in temporal spaces where the price of electricity was lower.

The implementation of this tool has as its main objective to provide a reduction in the electricity bill whenever good load management occurs based on the forecast coming from the implemented neuronal network.

Keywords: Prediction Algorithms, Artificial Intelligence, Domestic electricity consumption, Neural Network, Price forecast.

Índice Geral

Agradecimentos.....	v
Resumo.....	vii
Abstract.....	ix
Índice Geral	xi
Lista de Tabelas	xv
Lista de Figuras.....	xvii
Índice de Siglas	xxi
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	3
1.3 Estrutura do Dissertação	4
2 Estado de Arte.....	5
2.1 Energia elétrica	5
2.1.1 Breve história da Energia Elétrica	5
2.1.2 Produção de Energia Elétrica	6
2.1.3 Consumo de Energia Elétrica Doméstica	9
2.1.4 Conclusão	10
2.2 Mercado de Energia.....	11
2.2.1 Introdução	11
2.2.2 Fases do processo da energia elétrica	11
2.2.3 Mercado Ibérico de Eletricidade - MIBEL.....	13
2.2.4 Tipos de Mercados de Energia.....	13

2.2.5	Tarifas Dinâmicas.....	14
2.2.6	Conclusão	15
2.3	<i>Smart Homes</i>	16
2.3.1	Conclusão	20
2.4	Redes Neurais Artificiais.....	20
2.4.1	História.....	21
2.4.2	Modelo de Neurónio Artificial.....	21
2.4.3	Topologia de Redes de Neurónios Artificiais	23
2.4.4	Função de Ativação.....	24
2.4.5	Algoritmos de Treino	27
2.4.6	Conclusão	28
2.5	Sinopse.....	28
3	Metodologia e Implementação.....	29
3.1	Metodologia Adotada.....	29
3.1.1	Dados	30
3.1.2	Algoritmo de Treino	31
3.1.3	Interface.....	32
3.2	Recolha de dados e seleção	33
3.3	Criação das RNA.....	34
3.3.1	Ferramenta Utilizada	34
3.3.2	Modelos utilizados	36
3.3.3	Modos de Comparação	37
3.4	Modelo Implementado	37
3.4.1	Interface.....	38
3.5	Conclusão.....	42
4	Resultados Obtidos	43
4.1	Modelos utilizados (RNA).....	43
4.1.1	Estrutura da RNA.....	43
4.1.2	<i>Performance</i> do Treino.....	44
4.1.3	Histograma do Erro	46
4.1.4	Regressão RNA.....	48

4.1.5	Resultados de Treino	50
4.1.6	Resultados Real vs previsto 2020/21	52
4.1.7	Valores Obtidos	54
4.1.8	Comparação RNA.....	56
4.1.9	Conclusões.....	57
4.2	Interface do Utilizador (IU).....	58
4.2.1	Início <i>PriceGrid</i>	58
4.2.2	Simulação de Preços.....	59
4.2.3	Diagrama de Carga.....	61
4.2.4	Comparação de Preços	63
4.2.5	Mensagens de Erro.....	65
4.2.6	Funcionalidades Adicionais	68
4.2.7	Conclusões.....	69
4.3	Análise de Custos, reais vs simulados	69
4.3.1	Simulação de 2020/2021.....	72
4.3.2	Simulação Mensal.....	75
4.3.3	Simulação por Utilização.....	77
4.3.4	Conclusões.....	80
5	Conclusões.....	81
5.1	Apreciações finais	81
5.2	Trabalhos futuros.....	83
	Referências.....	84

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Regressão RNA cinco variáveis.....	48
Tabela 2 - Regressão RNA sete variáveis	49
Tabela 3 - Regressão RNA nove variáveis.....	50
Tabela 4 - Comparação RNA.....	57
Tabela 5 - Resultados Simulação 2020/21.....	75
Tabela 6 - Resultados Simulação seis Meses	77
Tabela 7 - Resultados Simulação Diária - 23 de abril	79

Lista de Figuras

Figura 1 - População com acesso a energia no mundo.....	6
Figura 2 – Fontes de Produção de Energia, UE-27, 2019	7
Figura 3 - Fontes de Produção de Energia Elétrica, Portugal 2020	8
Figura 4 - Evolução da produção de eletricidade em Portugal	8
Figura 5 - Consumo de Eletricidade por Habitante, 2016 Megawatt-hora (MWh)	9
Figura 6 - Consumo de Eletricidade em Portugal.....	10
Figura 7 - Oferta vs. Procura.....	14
Figura 8 – Arquitetura <i>smart home</i>	17
Figura 9 - Gráfico de uma RB (adaptado de [20]).....	18
Figura 10 - Modelo escondido de Markov (adaptado de [22])	19
Figura 11 - Exemplo de Neurónio (adaptado).....	21
Figura 12 - Exemplo de Neurónio Artificial	22
Figura 13 - Exemplo de RNA - <i>Feed-forward</i>	24
Figura 14 - Exemplo de RNA - <i>Feed-backward</i>	24
Figura 15 - Função Linear e Derivada	25
Figura 16 - Função <i>Sigmóide</i> e derivada.....	26
Figura 17 - Função ReLU e derivada.....	26
Figura 18 - Arquitetura do modelo proposto.....	30
Figura 19 - Dados fornecidos à ferramenta	31
Figura 20 - Diagrama de Base de Dados.....	33
Figura 21 - Estrutura da RNA	34
Figura 22 - Percentagens da Rede	34

Figura 23 - Número de Neurónios	35
Figura 24 - Parâmetros RNA	35
Figura 25 - Variáveis RNA	35
Figura 26 - Diagrama <i>PriceGrid</i>	38
Figura 27 – Arquitetura <i>PriceGrid</i>	39
Figura 28 - Arquitetura Menu Simulação de Preços.....	40
Figura 29 - Arquitetura Menu Diagrama de Cargas.....	41
Figura 30 - Arquitetura Menu Comparação de Preços	42
Figura 31 - Rede cinco variáveis.....	44
Figura 32 - Rede sete variáveis	44
Figura 33 - Rede nove variáveis.....	44
Figura 34 - <i>Performance</i> do Treino, cinco variáveis	45
Figura 35 - <i>Performance</i> do Treino, sete variáveis	45
Figura 36 - <i>Performance</i> do Treino, nove variáveis.....	45
Figura 37 - Histograma do Erro, cinco variáveis	47
Figura 38 - Histograma do Erro, sete variáveis.....	47
Figura 39 - Histograma do Erro, nove variáveis	47
Figura 40 - Regressão, cinco variáveis	48
Figura 41 - Regressão, sete variáveis	49
Figura 42 - Regressão, nove variáveis.....	50
Figura 43 - Treino RNA, cinco variáveis	51
Figura 44 - Treino RNA, sete variáveis	51
Figura 45 - Treino RNA, nove variáveis.....	52
Figura 46 - Comparação Real vs. Previsto 2020/21, cinco variáveis.....	53
Figura 47 - Comparação Real vs. Previsto 2020/21, sete variáveis.....	53
Figura 48 - Comparação Real vs. Previsto 2020/21, nove variáveis	53
Figura 49 - Resultados Numéricos, cinco variáveis.....	55
Figura 50 - Resultados Numéricos, sete variáveis	55
Figura 51 - Resultados Numéricos, nove variáveis.....	55

Figura 52 - Mensagem Base de Dados.....	58
Figura 53 - Mensagem de Escolha da RNA.....	59
Figura 54 - Menu Simulação de Preços 2020/2021	60
Figura 55 - Menu Simulação de Preços Mensal	60
Figura 56 - Menu Simulação de Preços por Utilização	61
Figura 57 - Menu Diagrama de Carga	61
Figura 58 - Diagrama Máquina Lavar Roupa.....	62
Figura 59 - Diagrama Máquina Lavar Loiça.....	62
Figura 60 - Menu Comparação de Preços	63
Figura 61 - Exemplo de Comparação para dia 13 de fevereiro, RNA nove Variáveis.....	64
Figura 62 - Exemplo de Comparação para dia 13 de fevereiro, RNA sete Variáveis	64
Figura 63 - Exemplo de Comparação para dia 13 de fevereiro, RNA cinco Variáveis	65
Figura 64 - Falta de carregamento de Dados.....	66
Figura 65 - Falta de Previsão de preços.....	66
Figura 66 - Sobreposição de Cargas	66
Figura 67 - Erro da Data selecionada	67
Figura 68 - Erro no número de meses.....	67
Figura 69 - Botão <i>reset</i> aplicação	68
Figura 70 - Botão <i>reset</i> para os preços simulados.....	68
Figura 71 - Wattímetro em Watt (W)	68
Figura 72 - Estado do Sistema – a), b).....	69
Figura 73 - Carregamento de Valores Reais de Energia Elétrica	69
Figura 74 - Valores Reais de energia elétrica, no período 1 de jan. a 11 de nov. de 2020....	70
Figura 75 - Escolha de Variáveis de Estudo – Menu Simulação Ano 2020/21	70
Figura 76 - Escolha de Variáveis de Estudo - Menu Simulação Mensal.....	70
Figura 77 - Escolha de Variáveis de Estudo - Menu Simulação por Utilização.....	71
Figura 78 - Carregamento de Valores Previstos	71
Figura 79 - Valores Reais vs. Previstos, 1 de jan. a 12 de dez. 2020, cinco Variáveis.....	71
Figura 80 - Valores Reais vs. Previstos, 1 de jan. a 12 de dez. 2020, sete Variáveis	72

Figura 81 - Valores Reais vs. Previstos, 1 de jan. a 12 de dez. 2020, nove Variáveis	72
Figura 82 - Valor real de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA cinco variáveis	73
Figura 83 - Valor previsto de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA cinco variáveis ...	73
Figura 84 - Valor real de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA sete variáveis.....	73
Figura 85 - Valor previsto de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA sete variáveis.....	74
Figura 86 - Valor real de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA nove variáveis	74
Figura 87 - Valor previsto de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA nove variáveis ...	74
Figura 88 - Valor real, seis meses, RNA cinco variáveis.....	75
Figura 89 - Valor previsto, seis meses, RNA cinco variáveis.....	76
Figura 90 - Valor real, seis meses, RNA sete variáveis	76
Figura 91 - Valor previsto, seis meses, RNA sete variáveis	76
Figura 92 - Valor real, seis meses, RNA nove variáveis.....	76
Figura 93 - Valor previsto, seis meses, RNA nove variáveis	77
Figura 94 - Valor real, 23 de abril, RNA cinco variáveis	78
Figura 95 - Valor previsto, 23 de abril, RNA cinco variáveis	78
Figura 96 - Valor real, 23 de abril, RNA sete variáveis.....	78
Figura 97 - Valor previsto, 23 de abril, RNA sete variáveis.....	78
Figura 98 - Valor real, 23 de abril, RNA nove variáveis.....	79
Figura 99 - Valor previsto, 23 de abril, RNA nove variáveis	79

Índice de Siglas

ADLs	Activities of Daily Living
AT	Alta tensão
BT	Baixa Tensão
E-REDES	E-REDES – Distribuição de Eletricidade, SA
EDPD	Energias de Portugal Distribuição
ERSE	Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos
FCT	Faculdade de Ciências e Tecnologia
GWh	Gigawatt-hora
HMM	Modelo escondido de Markov
IA	Inteligência Artificial
IU	Interface do Utilizador
kV	Quilovolt
LM	<i>Levenberg-Marquardt</i>
MAT	Muito Alta Tensão
MavHome	Managing an Adaptive Versatile Home
MIBEL	Mercado Ibérico de Eletricidade
MT	Média Tensão
MWh	Megawatt-hora
OMIE	Mercado Ibérico de Energia Elétrica
ORD	Operador de Rede de Distribuição

ORT	Operador de Rede de Transporte
PRE	Produção regime Especial
PRO	Produção regime Ordinário
RB	Redes Bayesian
ReLU	<i>Rectified linear unit</i>
REN	Redes Energéticas Nacionais, SGPS, S.A
RNA	Rede Neuronal Artificial
RND	Rede Nacional de Distribuição
RNT	Rede Nacional de Transporte
RTP	Real Time Pricing
SI	Sistema Internacional de Unidades
TWh	Terawatt-hora
UE	União Europeia
UNL	Universidade Nova de Lisboa
UPAC	Unidade de Produção para Autoconsumo
UPP	Unidade de Pequena Produção
W	Watt



1 Introdução

O consumo de energia elétrica em Portugal e no resto do mundo tem sofrido inúmeras alterações nas últimas duas décadas. A indústria, os transportes e o consumo residencial são alguns dos setores que têm contribuído para esse aumento.

A eletricidade é uma forma de energia que está presente na vida de todas as famílias devido ao uso constante de diversos equipamentos elétricos tais como eletrodomésticos, sistemas de iluminação, dispositivos de segurança, entre outros. Estes equipamentos facilitam muito a vida das pessoas, levando a uma dependência cada vez maior de energia elétrica nas mais variadas situações.

Atualmente, em Portugal, são consumidos 14000 Gigawatt-hora (GWh) a nível doméstico o que representa mais de 26% do consumo elétrico total. No entanto, ao longo dos últimos anos, tem-se assistido a uma mudança no mercado de energia sendo que, com a liberalização do mesmo, ocorreram inúmeras alterações tanto a nível da rede de distribuição como para o consumidor doméstico, que se traduziram num aumento das ofertas disponíveis para a compra de energia elétrica. Salienta-se ainda que, atualmente, o mercado de energia apresenta inúmeras variáveis tornando-se num mercado inconstante e de difícil análise.

No ano de 1975, surgiu a criação de uma casa que permitia o controlo automatizado de alguns equipamentos existentes. As suas funcionalidades eram bastante reduzidas permitindo apenas o controlo da iluminação e do aquecimento

de uma forma muito limitada [2]. Nasce assim o conceito de *smart home*¹ que permite aumentar a poupança ao melhorar a eficiência energética e assim diminuir o desperdício, aumentar a facilidade de controlo e promover o conforto do consumidor.

Este conceito não tem sofrido alterações significativas ao longo dos anos, contudo, o comportamento e as funcionalidades de uma *smart home* evoluíram de forma muito rápida. Nos últimos anos a incorporação de inteligência artificial (IA) permitiu melhorar a automatização e possibilitou também uma gestão autónoma, isto é, sem intervenção direta do utilizador.

A necessidade de reduzir os consumos de eletricidade é cada vez mais importante para os consumidores a nível financeiro e ambiental. Nesse sentido será desenvolvida uma ferramenta que permitirá realizar a gestão automatizada de equipamentos domésticos.

Com o uso deste *software* pretende-se que os custos de energia para o consumidor sejam mais reduzidos, baseados em previsões do preço de energia elétrica proveniente de redes neuronais.

1.1 Motivação

Nos últimos anos tem-se verificado um aumento de interesse no estudo de *smart homes*, especialmente no que diz respeito à sua compreensão, gestão e implementação, melhorando assim a qualidade de vida do seu utilizador.

No ano de 2019, cerca de 40% de toda a energia consumida na união europeia (UE) foi destinada ao consumo doméstico. É de prever que este valor continue a seguir a tendência de aumento que se tem vindo a registar devido ao aumento de equipamentos presentes numa habitação e a utilização de novos equipamentos consumidores de energia elétrica. Consequentemente, a redução do consumo elétrico, a distribuição de cargas ao longo do dia e a consciencialização dos utilizadores sobre a necessidade da redução do consumo elétrico torna-se uma prioridade.

¹ O autor assumirá ao longo da dissertação o termo “*smart home*” em detrimento do termo Português “casa inteligente”

A necessidade de reduzir o preço final de utilização dos equipamentos elétricos existentes numa habitação, aliada à necessidade de evitar as horas de maior procura, levou à criação de uma ferramenta que permitisse realizar a previsão de preços e, consequentemente, realizasse uma gestão de cargas que seriam deslocadas e alocadas em horários onde os preços de energia elétrica fossem mais reduzidos.

Em suma, a motivação para a criação desta ferramenta deve-se à atualidade do tema em questão e à necessidade por parte do utilizador de reduzir o montante da fatura energética, proporcionando-lhe uma melhor qualidade de vida.

A metodologia implementada permitiu conhecer e utilizar diversos conceitos associados à modelação e tratamento de dados, redes neuronais inteligentes, tornando-se assim numa motivação adicional.

1.2 Objetivos

O principal objetivo proposto nesta dissertação foca-se no desenvolvimento e construção de um sistema inteligente que possibilite a previsão de preços no mercado de energia, realizando uma gestão inteligente dos equipamentos com base no uso de Redes Neuronais Artificiais (RNA).

Idealmente, pretende-se que a utilização de equipamentos elétricos ocorra em períodos de tempo onde o preço de eletricidade é mais reduzido devido a uma menor procura.

Assim, a não utilização de máquinas em períodos de maior procura e com possíveis oscilações no fornecimento, consegue prevenir eventuais falhas durante os ciclos de utilização.

Nesse sentido pretende-se atingir os seguintes objetivos:

- Implementar uma plataforma de gestão de equipamentos elétricos que permita uma redução de custos no consumo de eletricidade;
- Criar RNA com diferentes variáveis de entrada;
- Comparar custos resultantes da utilização de diversos equipamentos de modo a verificar a eficácia do algoritmo implementado;
- Obter a melhor RNA de acordo com o número de variáveis fornecidas.

1.3 Estrutura do Dissertação

A presente dissertação encontra-se dividida em cinco capítulos.

No capítulo um temos uma introdução ao projeto desenvolvido, contendo uma contextualização, motivação e objetivos.

No capítulo dois, serão abordadas algumas noções que se consideram essenciais para um melhor entendimento da matéria em estudo, nomeadamente alguns conceitos, como energia elétrica no âmbito do consumo doméstico, redes de produção e distribuição de energia elétrica, tarifas dinâmicas no setor de energia, assim como modelos de previsão associados a RNA. Este capítulo terá como base métodos e estudos já efetuados e, como tal, serão utilizadas as respetivas referências bibliográficas.

O capítulo três diz respeito à metodologia aplicada no decorrer desta dissertação, englobando todo o processo que foi utilizado. Inicia-se com a recolha e tratamento de dados, seguidos da escolha e implementação do modelo de previsão e do modelo real.

O capítulo quatro refere-se à validação da metodologia adotada. Nesse sentido, serão apresentados os resultados obtidos que, por sua vez, serão analisados e comparados com os resultados reais, de forma a verificar a adequabilidade do modelo em estudo. Por último, será apresentado o modo de funcionamento da *interface* desenvolvida.

No capítulo cinco serão apresentadas as conclusões do trabalho desenvolvido, assim como sugestões para trabalhos futuros.



2 Estado de Arte

2.1 Energia elétrica

2.1.1 Breve história da Energia Elétrica

Ao longo dos últimos 25 anos, a produção, o abastecimento e o consumo de energia foram sujeitos a algumas das mudanças mais significativas da história. Atualmente, o rápido crescimento mundial, assim como o elevado número de equipamentos existentes são alguns dos fatores que explicam esta alteração.

Entre os anos de 1984 e 2004, o consumo de energia primária aumentou cerca de 49% [3]. Este número deve-se não só aos aspetos referidos anteriormente como também ao aumento da população com acesso a este recurso. Em 1995, cerca de 77% da população mundial tinha acesso a energia elétrica nas suas habitações sendo que, em 2017, esse número aumentou para aproximadamente 89%², tal como se pode observar na Figura 1.

² <https://data.worldbank.org/indicator/EG.ELC.ACCS.ZS>



Figura 1 - População com acesso a energia no mundo³

Assim, no gráfico acima é possível observar a evolução da população mundial com acesso a eletricidade nas suas habitações. Facilmente se percebe que essa mesma evolução ocorreu de uma forma aproximadamente constante o que se traduz num crescimento regular.

No entanto, é de salientar que os anos em que se observa um decréscimo da percentagem de habitações com acesso a energia elétrica correspondem a períodos de tempo de grande instabilidade política e durante os quais se verificou um aumento da ocorrência de catástrofes naturais tais como inundações e sismos de grandes dimensões.

2.1.2 Produção de Energia Elétrica

Relativamente às fontes de produção, o uso de combustíveis fósseis apresenta diversos efeitos negativos, traduzindo-se num grave problema climático. Contudo, nos últimos anos, temos assistido a uma inversão nos valores de utilização deste tipo de fontes. Nesse sentido, as energias renováveis e a produção nuclear são cada vez mais utilizadas para a produção de energia, apresentando-se assim como uma alternativa ao uso de combustíveis fósseis.

Na Figura 2 pode-se observar os valores que estão associados a cada fonte de produção no ano de 2019. Para além disso, é possível concluir que a percentagem

³ <https://data.worldbank.org/indicator/EG.ELC.ACCS.ZS?end=2018&start=1998&view=chart>, janeiro 2021

correspondente ao somatório da energia nuclear com todas as energias renováveis é muito superior quando comparada com a percentagem relativa à energia proveniente de combustíveis fósseis.

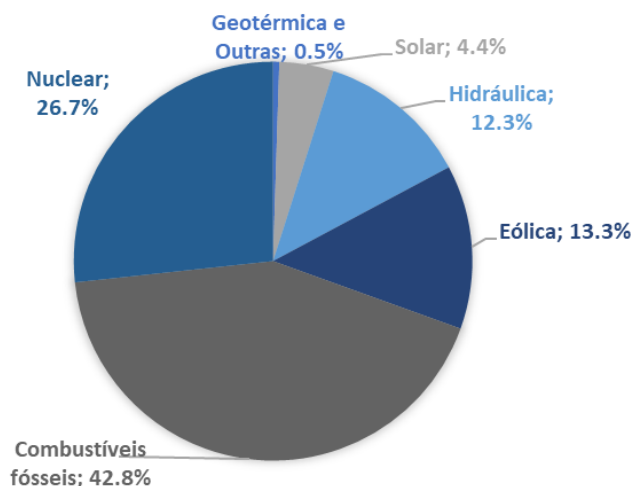


Figura 2 – Fontes de Produção de Energia, UE-27, 2019⁴

Na Figura 3 temos presente as fontes de produção de energia em Portugal, no ano de 2020. Conclui-se que tem existido uma aposta cada vez maior em energias renováveis em detrimento do uso de combustíveis fósseis. A produção renovável já permite responder a 61,7% da necessidade de eletricidade no país ficando os restantes 38,3% para produção com combustíveis fósseis.

A energia Hídrica e energia Eólica são os modos de produção que mais contribuem para esta transição ecológica sendo responsáveis por 52,4% da produção de energia elétrica em Portugal.

⁴ Dados do eurostat 2019, janeiro 2021

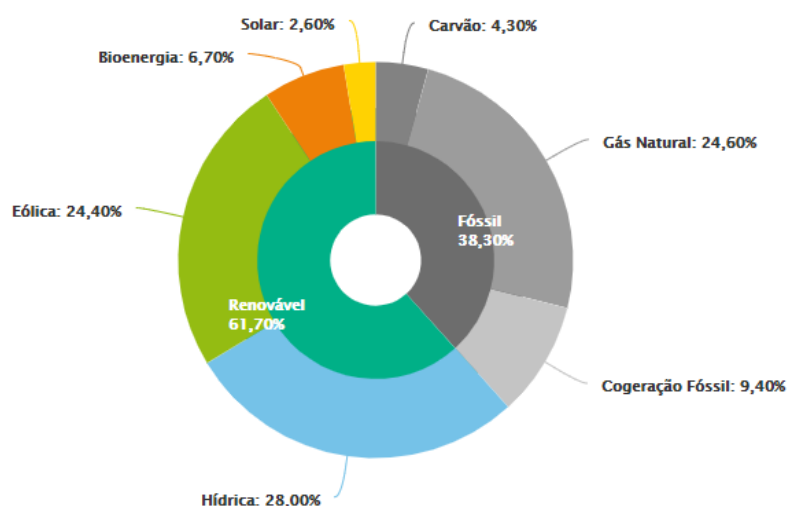


Figura 3 - Fontes de Produção de Energia Elétrica, Portugal 2020⁵

Na Figura 4 é apresentada a evolução da produção de energia elétrica. É possível observar-se um aumento notório da produção de energia eólica a partir de 2014, assim como o surgimento de fonte solar nos últimos anos.

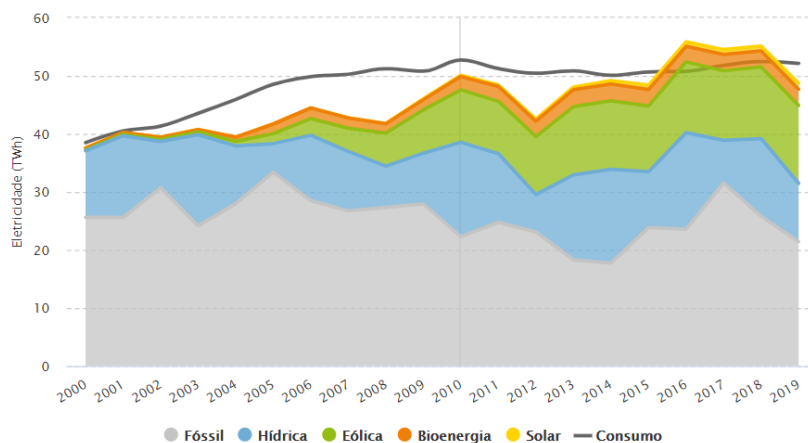


Figura 4 - Evolução da produção de eletricidade em Portugal⁶

⁵ <https://www.apren.pt/pt/energias-renovaveis/producao>, janeiro 2021

⁶ <https://www.apren.pt/pt/energias-renovaveis/producao>, novembro 2020

2.1.3 Consumo de Energia Elétrica Doméstica

Ao longo dos últimos anos tem-se verificado um aumento bastante significativo do consumo de energia elétrica doméstica que, por sua vez, tem vindo a sofrer algumas alterações.

No que diz respeito ao ano de 2010, na Europa, a energia consumida em habitações correspondeu a cerca de 40% de toda a energia consumida nesse mesmo ano [4].

A Figura 5 representa o consumo de energia elétrica nos países europeus, no ano de 2016. É de salientar que os países nórdicos apresentam valores de consumo bastante superiores aos restantes devido a uma maior aposta na eletrificação de determinados sectores como o aquecimento e os transportes [5].

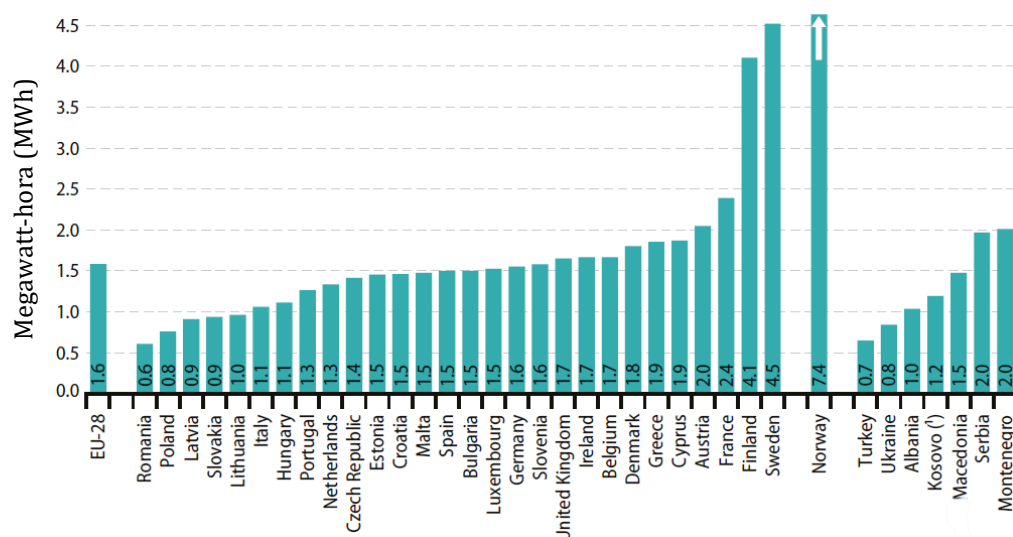


Figura 5 - Consumo de Eletricidade por Habitante, 2016 Megawatt-hora (MWh)⁷

A Figura 6 representa o consumo de energia elétrica em Portugal, referente aos anos de 2000 a 2017. É possível observar que o consumo no setor industrial é o mais representativo, seguido do setor doméstico.

⁷<https://yearbook.enerdata.net/electricity/electricity-domestic-consumption-data.html>, novembro 2020

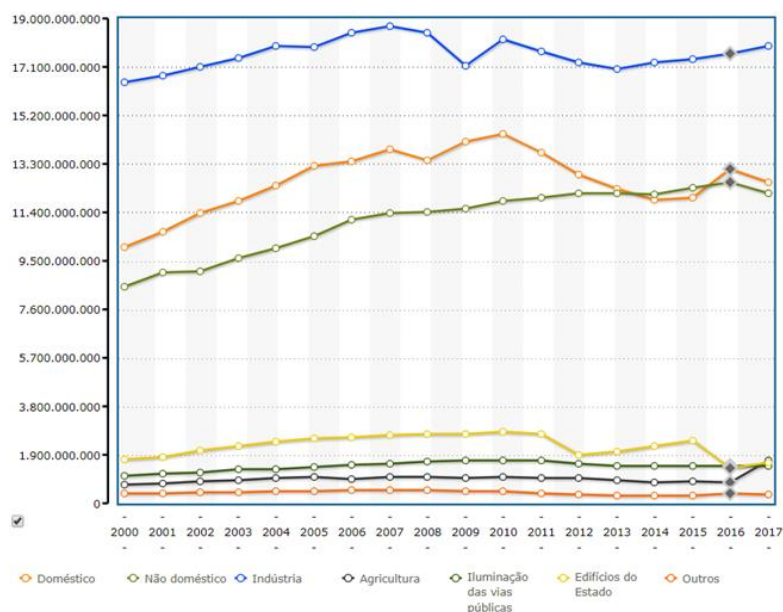


Figura 6 - Consumo de Eletricidade em Portugal⁸

2.1.4 Conclusão

O velho paradigma de que a energia fóssil era insubstituível e que não existiam opções financeiramente fiáveis está a ser ultrapassado e cada vez mais as energias renováveis têm vindo a ganhar espaço e quota de mercado. Inclusive, em Portugal já se pode observar uma produção de energia maioritariamente sustentada por energias renováveis em detrimento de energias provenientes de combustíveis fósseis.

Esta alteração é notável a níveis ambientais, contudo, não é suficiente visto que o consumo energético tem vindo a aumentar de modo exponencial. Este aumento deve-se ao crescente número de consumidores em todo o mundo, à eletrificação de zonas até então privadas de energia elétrica e ao aumento de componentes disponíveis que utilizam este recurso para operar.

Desta forma, é necessário manter o foco na sustentabilidade e na utilização de energias verdes de modo a preservar o meio ambiente e a possibilitar a redução de custos associados à produção de energia elétrica.

⁸ <https://www.pordata.pt/>, novembro 2020

2.2 Mercado de Energia

Neste capítulo irá ser abordado as mudanças que ocorreram no mercado de energia elétrica, em Portugal, com a passagem de um modelo monopolista para um mercado liberalizado.

2.2.1 Introdução

Em Portugal, até 2006, existia um mercado monopolista no que diz respeito ao mercado da energia elétrica, sendo este detido pela empresa E-REDES – Distribuição de Eletricidade, SA (E-REDES), anteriormente designada por Energias de Portugal Distribuição (EDPD).

Atualmente, estas mudanças já são bastante visíveis. Contudo, o prazo de 2020 inicialmente estipulado para completar a mudança do regime monopolista para um liberalizado foi adiado para final de 2025 devido às inúmeras alterações que ainda não foram implementadas.

Para que a liberalização do mercado fosse possível, todo o processo da energia elétrica foi dividido em 4 fases distintas sendo elas: Produção, Transporte, Distribuição e Comercialização.

2.2.2 Fases do processo da energia elétrica

Produção

No que diz respeito à Produção, atualmente é possível que todos os interessados, mediante apresentação de uma licença para o efeito, possam fornecer energia para a rede de elétrica portuguesa. De acordo com o Decreto-Lei nº 78/2011, de 20 de junho, existem dois regimes para produção de energia elétrica hídrica e térmica: o regime ordinário (PRO) e o regime especial (PRE). As fontes de energia não renováveis e as grandes centrais hídricas constituem o segmento PRO, sendo o segmento PRE constituído pelas fontes de energia renováveis [6].

Com a implementação do Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL) em 2007, o PRO ficou sujeito a um regime de concorrência. A atividade de produção foi liberalizada e as centrais passaram a ofertar a sua energia numa plataforma comum de energia, integrada a nível ibérico.

O PRE é constituído pela produção de eletricidade a partir de fontes de energia renováveis, resíduos industriais ou urbanos, em cogeração (calor e

eletricidade), Microprodutores (aplicável em baixa tensão (BT)), Miniprodutores e Unidade de Pequena Produção (UPP) (aplicável em média tensão (MT) e BT) e Unidade de Produção para Autoconsumo (UPAC) (aplicável em alta tensão (AT), MT e BT).

Transporte

Relativamente ao Transporte de energia elétrica, este é feito em muito alta tensão (MAT), com valores de 150, 220 e 400 quilovolt (kV). Por concessão, foi atribuído pelo Estado Português à Redes Energéticas Nacionais, SGPS, S.A (REN) e é realizado através da Rede Nacional de Transporte (RNT). A REN é designada por Operador de Rede de Transporte (ORT).

Esta concessão engloba não só a obrigatoriedade do transporte de energia, mas também o seu planeamento com foco na evolução e no futuro da rede de transporte. Outros encargos associados a esta concessão dizem respeito à segurança de toda a rede, à gestão de todos os serviços do sistema assim como à garantia do fornecimento de energia para a rede elétrica.

Distribuição

Quanto à Distribuição, esta processa-se através da exploração da Rede Nacional de Distribuição (RND). É composta por infraestruturas de AT, MT e BT, e está concessionada aos chamados Operador de Rede de Distribuição (ORD). Em AT e MT, a Distribuição está atualmente concessionada unicamente à E-REDES, em BT existem diversos contratos de concessão entre municípios e vários distribuidores. Aos ORD cabe a responsabilidade por toda a manutenção, segurança da rede de distribuição e garantia da fiabilidade do serviço prestado ao consumidor.

Comercialização

No que diz respeito à Comercialização, antes de 2006 esta estava entregue apenas à E-REDES que ficava encarregue de todo o setor elétrico em Portugal. As tarifas aplicadas pela E-REDES eram reguladas por uma entidade externa reguladora, a Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos (ERSE).

Com a liberalização do mercado, a comercialização permitiu aos consumidores terem acesso a tarifas mais reduzidas resultantes da competição existente entre os comercializadores de energia elétrica, sem necessidade de fidelização.

2.2.3 Mercado Ibérico de Eletricidade - MIBEL

O MIBEL⁹ foi criado com base numa cooperação existente entre os governos de Portugal e Espanha com o objetivo de melhorar o sistema elétrico nos dois países.

Este acordo foi celebrado em 1998 e, até aos dias de hoje, existiram diversos momentos de extrema importância para a concretização do MIBEL, iniciando-se com a celebração do Protocolo de colaboração entre ambos os países em 2011 e terminando na assinatura do acordo que revê o Acordo de Santiago de Compostela¹⁰.

O MIBEL deu início à sua atividade a 1 de julho de 2007, garantindo condições de igualdade, transparência e objetividade ao acesso do sistema elétrico por parte do consumidor nos dois países [7].

2.2.4 Tipos de Mercados de Energia

O mercado de eletricidade está estruturado em mercado diário, mercado intradiário de leilões e mercado intradiário contínuo.

Mercado diário

O mercado diário está diretamente relacionado com o MIBEL e tem como principal objetivo transacionar energia através de um leilão baseado em curvas de oferta e de procura.

Durante os 365 dias do ano, às 12h espanholas, são definidos valores para a eletricidade para o dia seguinte, baseados nas duas curvas suprarreferidas. A maioria dos países europeus seguem o mesmo modelo, entre eles temos a Alemanha, Holanda, Itália, entre outros.

Todos os interessados na venda ou compra de energia elétrica apresentam as suas propostas através do *Operador del Mercado Ibérico de Energia S.A. – OMIE*. Esta é uma entidade pertencente ao MIBEL e é responsável pela realização dos mercados diários e dos ajustes intradiários. [7]

⁹ <https://www.mibel.com/>

¹⁰ <https://www.mibel.com/conselho-de-reguladores/constituicao/>

De acordo com a Figura 7, as curvas de oferta e procura para determinada hora apresentam um ponto de interseção que é utilizado para tabular o valor de energia para a hora em questão.

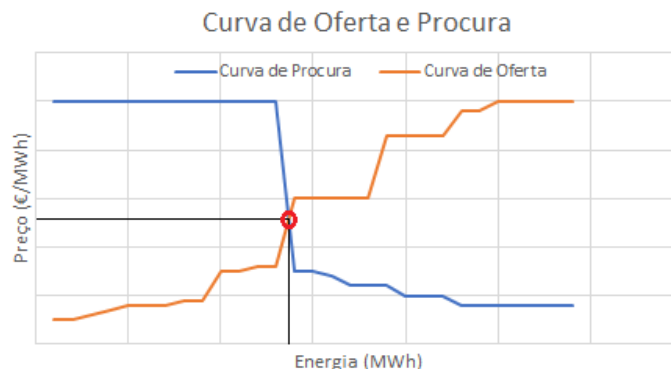


Figura 7 - Oferta vs. Procura

Mercados intradiários

Este mercado é importante pois corrige, em tempo real, as necessidades do mercado energético e diversas lacunas no fornecimento de energia. Subdivide-se em mercado intradiário de leilões e em mercado intradiário contínuo.

O mercado intradiário de leilão está dividido em seis sessões e permite realizar o mesmo procedimento que ocorre no mercado diário. Apesar da semelhança de procedimentos devido à sua realização horas antes da hora leiloadada, permite realizar inúmeros acertos. Por outro lado, o mercado intradiário contínuo permite que a energia seja transacionada até uma hora antes da entrega, sempre que as infraestruturas assim o permitam. O objetivo da criação deste mercado facilita a comercialização entre diversas zonas da Europa, aumentando assim a eficiência dos mercados intradiários em redor da Europa.

2.2.5 Tarifas Dinâmicas

Inicialmente, todo o tipo de tarifas existente no mercado eram as tarifas simples, isto é, os preços eram fixos e não sofriam alterações em função do tempo decorrido.

Atualmente, com o surgimento dos contadores inteligentes, existem cada vez mais tarifas onde o preço resultante varia consoante a fase do dia em questão. Os consumidores com estes equipamentos são informados em tempo real sobre a subida ou descida do preço de energia, assim como de diversos outros fatores,

permitindo que o utilizador tenha um maior controlo e que consiga deslocar cargas para períodos mais vantajosos. Este deslocamento de cargas irá resultar numa poupança financeira e irá evitar períodos de maior procura onde possam ocorrer falhas de energia devido à incapacidade por parte da rede elétrica de responder ao aumento de procura [8].

As Tarifas de Preço em Tempo Real, também conhecidas como *Real Time Pricing* (RTP), são as tarifas mais complexas de entre as tarifas dinâmicas e exigem uma ação por parte do consumidor que nem sempre é a melhor.

Estas tarifas são extremamente voláteis e recorrem a diversos fatores para que seja obtido o valor final. Os preços variam de hora em hora sendo os clientes avisados apenas com algumas horas de antecedência.

Toda a implementação deste sistema é dispendiosa e exige uma interpretação e um estudo adicional do mercado de energia por parte do cliente, de forma a que este consiga ter benefícios. Este é o melhor sistema no que diz respeito a previsões a curto prazo por ser feito com pouco de antecedência [9].

Por outro lado, a implementação de *smart homes* permitiria que esse estudo e interpretação fosse realizado pela própria habitação recorrendo a inteligência artificial, nomeadamente redes neuronais ou outras. Desta forma, a gestão de consumos passaria a estar ao cargo da IA o que resultaria numa poupança devido à escolha de períodos temporais com preços de energia elétrica mais benéficos para o utilizador.

2.2.6 Conclusão

A liberalização do mercado de energia possibilitou a existência de novos concorrentes ao nível da comercialização, sem quaisquer precedentes. De um modo geral, isto traduziu-se numa poupança para os utilizadores visto que, nestas circunstâncias, todos os comercializadores tentam oferecer o melhor preço possível com o objetivo de aumentar o seu portefólio de clientes.

Outra das grandes vantagens associada a esta liberalização foi a questão da criação de uma entidade, o MIBEL, que veio fortalecer a relação entre os dois países da Península Ibérica, colocando-os em condições de negociar energia com o resto da Europa de forma vantajosa para ambos.

Relativamente às tarifas dinâmicas estamos perante uma nova realidade para os consumidores o que representa uma dificuldade adicional. Devido à

complexidade do tipo de mercado é de prever uma transição lenta no que diz respeito à alteração de tarifas existentes. Contudo, a longo prazo, e com todas as tecnologias que têm surgido associadas a este tipo de tarifas, é de prever que no futuro os consumidores irão sair beneficiados com a implementação das mesmas. Espera-se também que os gestores de rede beneficiem com estas alterações associadas ao maior controlo da procura e oferta existente, podendo deste modo surgir também uma reestruturação de todo o sistema elétrico de distribuição.

Embora tenha existido uma liberalização do setor energético e algumas mudanças já se façam sentir existe ainda um longo caminho a percorrer para uma total liberalização do mesmo.

2.3 *Smart Homes*

A noção de *smart home* foi criada de forma a reunir os conceitos de casa automática e inteligente, com sistemas de controlo integrados e gestão de equipamentos incorporada. O seu principal objetivo passa por maximizar o conforto e a segurança do utilizador, assim como otimizar a energia consumida, reduzindo todos os custos associados [10].

Inicialmente, as primeiras casas criadas apresentavam bastantes limitações e não tinham muitas funcionalidades. Apenas controlavam a iluminação existente na casa ou, em alguns casos, o sistema de aquecimento [11].

Com os constantes avanços da tecnologia, este tipo de casas foi evoluindo, tornando-se algo muito para lá de um simples controlo remoto de componentes elétricos. Com a criação destas habitações o que se pretendia era que toda a casa se tornasse num ambiente totalmente controlável e que respondesse a todas as necessidades do utilizador [12].

Desta forma, uma *smart home* é uma habitação que contém diversos sensores e dispositivos de controlo que irão permitir uma maior e melhor automatização de inúmeros aspetos e ações executadas pelos utilizadores [13].

Atualmente estas habitações têm sistemas de controlo para o aquecimento, ventilação, segurança, sensores de movimentos para detetar atividades executadas pelos utilizadores ou até para monitorizar possíveis entradas e saídas da habitação. Para além disso, o sistema de abertura e fecho de portas e janelas ou até do guarda-roupa podem ser incorporados neste sistema, criando-se assim um ambiente totalmente controlável.

Para além disso, têm de ser constituídas por três componentes: uma rede de *network* que possibilite a comunicação entre todos os seus componentes, um controlo inteligente ou uma *interface* que permita ao utilizador gerir o sistema e um método de automatização que controle todo o processo [14].

A constante necessidade de tornar todo o sistema mais funcional, de forma a que este não dependa diretamente do utilizador, resultou em inúmeros estudos relacionadas com a implementação de IA. O objetivo era que todas as decisões e ações fossem executadas de modo automático, tendo como base informações previamente estudadas e processadas pela IA [15].

Todo este processo deu origem a um novo conjunto de problemas, dentro dos quais se destacam a forma como a IA iria ser estudada e analisada e, ainda, o modo como as decisões iriam ser tomadas tendo em conta o suprarreferido.

No entanto, sabe-se que existem diversos exemplos de casas de estudo que se encontram a operar com estes sistemas. Uma dessas *smart homes* é a *Managing an Adaptive Versatile Home* (MavHome), que tem sido objeto de estudo da Universidade do Texas. O principal objetivo deste projeto é a criação de uma casa totalmente independente [16].

A arquitetura de uma *smart home* divide-se em quatro camadas - decisão, informação, comunicação e física -, tal como se pode observar na Figura 8.



Figura 8 – Arquitetura *smart home*

A primeira camada, como o próprio nome indica, corresponde à decisão da ação a executar, tendo por base todas as informações dadas pelas restantes camadas. A segunda, referente à informação, armazena todo o conhecimento útil para a tomada de decisões. A terceira camada, que diz respeito à comunicação,

inclui todo o *software* necessário para enviar e receber informações quer da casa, quer dos métodos de IA. Por último, temos a camada física, constituído por todo o *hardware* existente na habitação e está relacionado com a interação direta com o utilizador.

Como consta na imagem anterior, existem dois processos possíveis. O primeiro, inicia-se na camada física e é designado por percepção. Este pressupõe uma leitura prévia dos sensores, enviando todos os estados e informações para as camadas superiores. É um processo que tem como objetivo prever se será necessária alguma ação por parte da habitação.

O outro processo é designado por execução e só ocorre caso o processo anterior detete a necessidade da casa se adaptar, quer para o bem-estar do utilizador, quer com vista a uma redução dos níveis de consumo [17].

Relativamente ao modo como as ações são realizadas através de métodos de previsão baseados em IA, designados por sistemas modelo, existem diversas formas de trabalhar e aplicar as informações armazenadas. Seguem-se dois exemplos destes métodos:

- Rede Bayesian (RB) – modelo gráfico utilizado para representar a probabilidade de um dado evento ocorrer tendo em conta previsões já observadas [18]. Com este método obtemos um gráfico com pontos que não contém uma ligação que comece ou termine nele próprio e, como exemplo disso, temos a rede da Figura 9. Desta forma, é possível demonstrar a conectividade entre os diferentes processos assim como as dependências existentes entre eles [19].

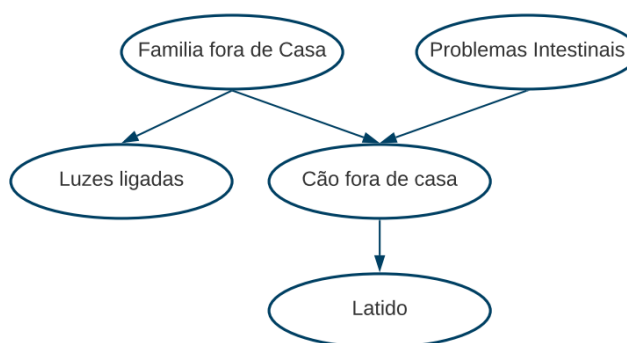


Figura 9 - Gráfico de uma RB (adaptado de [20])

- Modelos de Markov – modelo com um objetivo semelhante ao anterior, ou seja, que pretende prever o evento mais provável de

ocorrer tendo em consideração observações previamente realizadas [21]. Este modelo, considerado ideal durante vários anos, foi utilizado em diversas habitações e caracteriza-se pelo estado atual apenas depender do anterior, sendo independente de todos os outros [18]. Existem diversas adaptações e melhorias associadas a este modelo sendo que a mais utilizada e referenciada é a Modelo escondido de Markov (HMM). Esta é maioritariamente utilizada na previsão do comportamento humano e, como exemplo disso, temos a Figura 10 que representa uma possível rede implementada. A alteração mais significativa é que, no modelo HMM, existe a possibilidade de efetuar uma previsão havendo falta de uma parcela de informação [18]. Na Figura 10 encontra-se representado com a letra 'a' as transições de estados e com a letra 'b' as probabilidades de obter cada um dos resultados que constam na parte inferior da imagem.

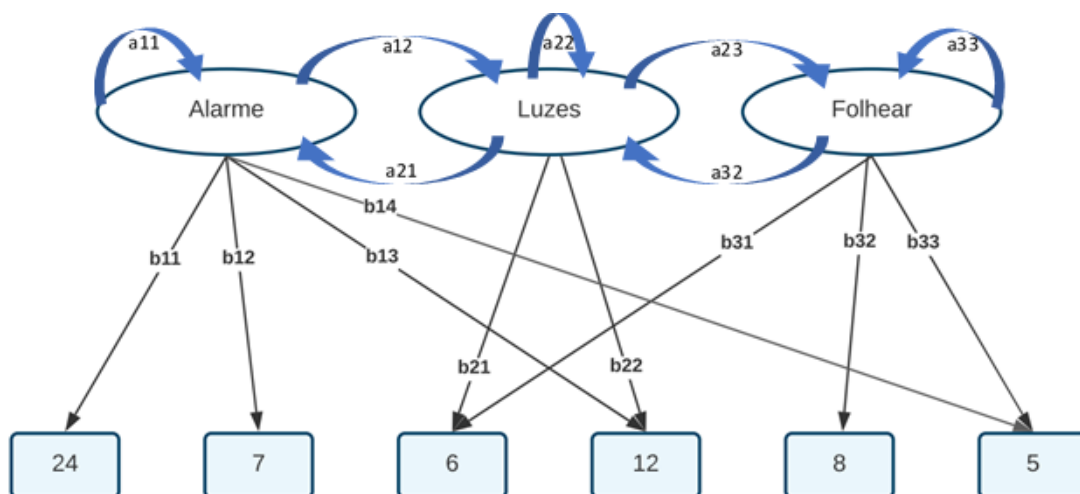


Figura 10 - Modelo escondido de Markov (adaptado de [22])

Para além dos modelos apresentados acima, os algoritmos de previsão têm ainda acesso a inúmeras informações. Estes têm de fazer uma gestão cuidada e eficiente do que irão processar de modo a tornar o processo mais eficiente e tão rápido quanto possível.

Os dados a que os métodos têm acesso são provenientes das atividades do dia-a-dia (*Activities of Daily Living* (ADLs)) que contêm informações relacionadas com a localização, os movimentos e as ações executadas pelos utilizadores. Estas são guardadas tendo por base a pessoa que as executou [23].

O uso de ADLs apresenta duas limitações que estão diretamente relacionadas com a gravação de eventos. A primeira refere-se a situações em que, caso um habitante esteja a executar ações com um determinado fim, existe a possibilidade de ocorrerem outras em simultâneo. Este paralelismo de utilização por parte do utilizador e da habitação irá ser guardado na atividade do mesmo e, como tal, poderão surgir erros em futuras previsões [24].

Outra das limitações é o facto de as ADLs gravarem toda a sequência de acontecimentos. Deste modo, caso esta seja alterada no decorrer de processos com fins idênticos, isto irá resultar num aumento da complexidade do sistema e, consequentemente, no seu tempo de execução de previsões [25].

2.3.1 Conclusão

O conceito de *smart home* tem vindo cada vez mais a fazer parte do quotidiano da população, quer pelo simples controlo de iluminação, quer por toda a conexão de equipamentos entre si, tais como sistemas de som, segurança ou manuseamento de eletrodomésticos. Esta conectividade entre equipamentos permitiu ao utilizador ter um conforto muito acima do que era possível caso tal tecnologia não existisse. Contudo, surgem problemas associados que vão desde o aumento do gasto de energia até à mudança que tem ocorrido nos mercados energéticos ao longo dos últimos anos.

A recente incorporação de IA permite o controlo da operacionalidade de diversas máquinas (incluindo grandes eletrodomésticos) e irá permitir, a longo prazo, uma tomada de decisões sem intervenção direta do utilizador. Até ao momento foram implementados diversos algoritmos o que permite que se inicie um processo de comparação entre eles de modo a que se obtenham os melhores resultados possíveis e se implementem as melhores soluções para os utilizadores.

2.4 Redes Neurais Artificiais

Uma rede neuronal é uma estrutura que incorpora conexões entre diversas unidades de menor dimensão [20].

Existe uma semelhança bastante considerável entre um neurónio biológico e o neurónio artificial. Um neurónio é uma célula que tem a capacidade de realizar o processamento de informação de forma simples e que pode receber informações

de outros, criando assim uma rede de neurónios que permite a transmissão de informações entre eles.

2.4.1 História

O estudo de redes neuronais artificiais foi iniciado em 1943 por McCulloch e Pitts, como referido em [26]. Este tornou-se a base para diversas evoluções sendo que, em 1958, Frank Rosenblatt criou o *perceptron*, um modelo cognitivo que utilizava unidades sensoriais que posteriormente eram ligadas a neurónios. Deste modo, foi demonstrado que era possível realizar a previsão de padrões devido à aprendizagem que ocorria por parte das células ao longo do tempo.

2.4.2 Modelo de Neurónio Artificial

Um neurónio é uma célula de um sistema que permite a receção e transmissão de sinais de um local para outro. Estas transmissões ocorrem através de conexões estabelecidas entre vários neurónios que se designam por sinapses.

Através da Figura 11 e da Figura 12 é possível perceber as semelhanças entre ambos os neurónios. Temos então as dendrites que são os dados de entrada no neurónio artificial e o axónio que são as saídas ou *outputs* do mesmo. Já o corpo do neurónio biológico corresponde aos pesos para cada uma das entradas anteriormente referidas e à função de adição e ativação.

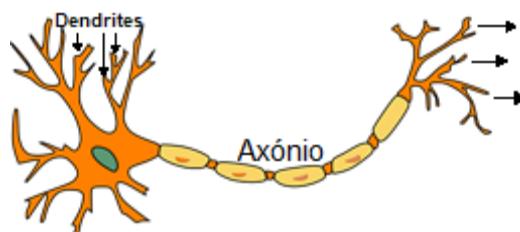


Figura 11 - Exemplo de Neurónio (adaptado¹¹)

¹¹ https://www.pngitem.com/middle/ibhxTbm_neuron-nerve-cell-axon-dendrite-cell-biology-neuron/, nov. 2020

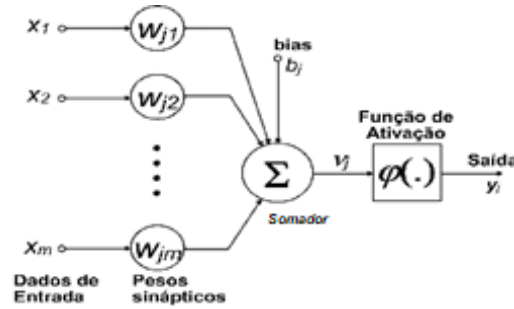


Figura 12 - Exemplo de Neurónio Artificial¹²

De acordo com *Haykin*, o modelo do neurónio é composto por três elementos principais: Sinapses, Somador e Função de Ativação. As sinapses também conhecidas por elos de ligação ou pesos sinápticos. O somador tem como principal tarefa somar todos sinais de entrada de acordo com os pesos das respectivas sinapses. Por último, a Função de Ativação define os *outputs* de acordo com os *inputs* e respectivos pesos sinápticos [27].

O modelo de neurónio representado na Figura 12 pode ser descrito matematicamente através das equações 1, 2 e 3 descritas em seguida.

Para as equações 1, 2 e 3 temos a variável U_k que representa a saída do somador e cuja função é somar todos os sinais de entrada com os respectivos pesos sinápticos, W_j . A variável Y_k corresponde ao valor de saída do neurónio e a função de ativação está representada pela variável φ . De acordo com o *Haykin*, V_k é o campo local induzido.

$$U_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(U_k + b_k) \quad (2)$$

$$V_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \times x_j + b_k \quad (3)$$

¹² Adaptado de Redes Neurais: Princípios e Prática de Haykin, Simon

2.4.3 Topologia de Redes de Neurónios Artificiais

Topologia é um termo utilizado em diferentes áreas de estudo. No que diz respeito a redes neuronais este refere-se às possíveis estruturas que podem ser adoptadas pelas redes. Estas diferenças dizem respeito à quantidade de neurónios, assim como às camadas que compõem a rede.

Posteriormente e tendo resumido o conceito de topologia é fácil perceber a sua conexão com RNA e diz respeito à disposição e propriedades da mesma.

Existem três topologias principais, contudo serão apenas abordadas duas de um modo generalista e posteriormente uma delas será o foco desta dissertação sendo que todo o estudo estará assente no seu comportamento.

Feed-forward networks

As redes *feed-forward* ou redes diretas são caracterizadas pelo seu processo unidirecional. A informação é processada paralelamente pelas diversas camadas de uma rede, chamadas de camadas ocultas ou *hidden*, e a informação é distribuída. Todo o conhecimento da rede é adquirido com o treino da mesma e é armazenado através dos pesos sinápticos.

Apesar das redes com múltiplas camadas apresentarem geralmente melhores resultados devido a um maior número de neurónios (isto é, unidades de processamento), existem redes mais simples, de camada única, e que produzem respostas mais rápidas. Contudo, estas últimas apresentam um grau de acerto mais reduzido devido às limitações apresentadas pela própria estrutura. As respostas provenientes de uma rede com múltiplas camadas são dinâmicas, isto é, alteram consoante o treino e a sua intensidade. As redes mais simples são únicas sendo que as suas saídas dependem apenas dos valores de entrada.

Na Figura 13 temos um exemplo de uma rede de múltiplas camadas onde é possível verificar o sentido da propagação da informação, assim como a interação entre os *inputs* de modo a que se obtenha o valor de output previsto através do processamento da rede.

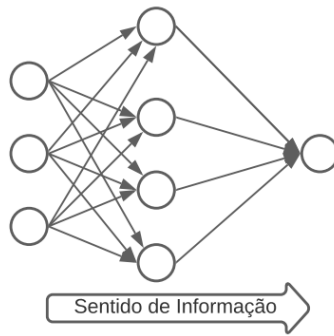


Figura 13 - Exemplo de RNA - *Feed-forward*

Feed-backward networks

As redes *feed-backward* ou redes recorrentes, como a apresentada Figura 14, possuem conexões de realimentação, ao contrário do que acontece com as anteriores. Desta feita, a informação neste tipo de redes não é unidirecional sendo que a mesma pode ser reencaminhada para o início da rede.

As redes recorrentes podem também apresentar diversas camadas de neurónios ocultos melhorando assim a aprendizagem das mesmas. No entanto, note-se que isso resulta no aumento do tempo de aprendizagem.

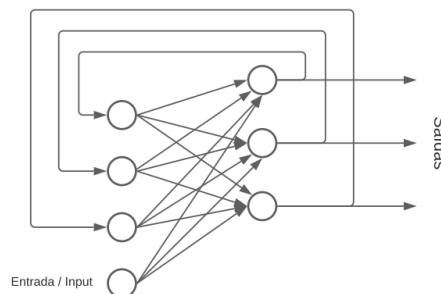


Figura 14 - Exemplo de RNA - *Feed-backward*

2.4.4 Função de Ativação

As RNA realizam transformações matemáticas. O processo de uma forma simples consiste em utilizar o valor de entrada, multiplicá-lo pelo valor do peso associado a cada neurónio e somar com o valor *bias* associado ao neurónio.

As operações acima descrita são lineares o que limita o resultado obtido pela RNA. De modo a aumentar a qualidade de resultados e da aprendizagem da rede, recorre-se a funções de ativação que são utilizadas de modo a permitir que a rede não se comporte unicamente de modo linear [28]. Existem diversos tipos de função

de ativação sendo que, de modo a não tornar o tema demasiado exaustivo, serão abordados apenas três desses tipos.

As funções abordadas serão as seguintes: função linear, função sigmoide e função *rectified linear unit (ReLU)*.

A função linear, representada na Figura 15, é a mais simples de todas e consiste na multiplicação do valor de entrada por um fator multiplicativo. Esta apresenta diversas limitações quando se depara com problemas mais complexos.

Para além disso, a derivada de uma função linear é uma função constante logo o valor do gradiente para cada etapa mantém-se constante, resultando assim numa não convergência do valor do gradiente que impossibilita a obtenção de um erro próximo de zero.

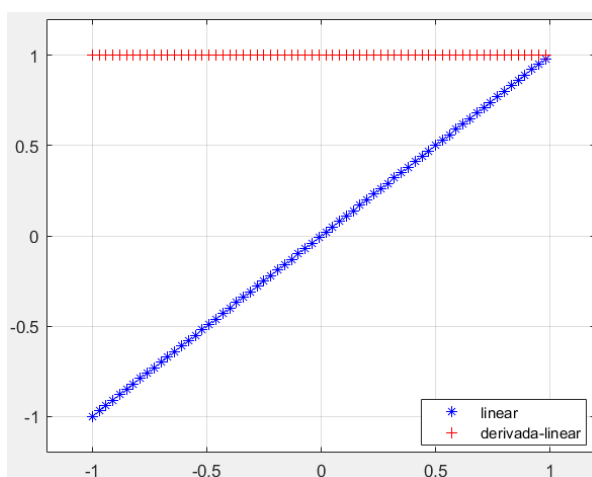


Figura 15 - Função Linear e Derivada

A função sigmoide, também designada por função logística, está representada na Figura 16. Esta apresenta como resultados valores pertencentes ao intervalo de $[0,1]$ e é uma função que permite que a rede neuronal apresente um resultado não linear.

Relativamente à derivada desta função, devido às suas características durante o treino, os valores tendem a aproximar-se de zero ao deslocarem-se para próximo das extremidades da derivada. Os pontos negativos para este tipo de função assentam no aumento do custo computacional comparativamente a funções lineares e no facto de a função não se encontrar centrada no valor zero, o que resulta numa derivada que não toca nesse valor.

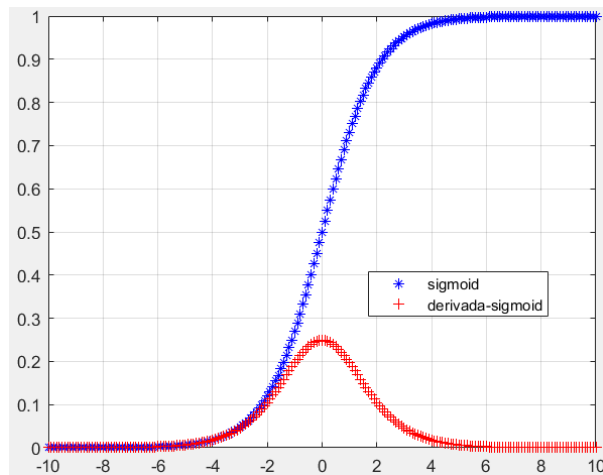


Figura 16 - Função Sigmóide e derivada

A última das funções de ativação abordadas será a *ReLU*, também conhecida como unidade linear retificada. Este tipo de função produz valores que variam entre $[0, \infty[$. A função *ReLU* está presente na Figura 17 assim como a respetiva derivada.

Pode observar-se pela função que todos os valores negativos retornam um valor igual a zero e os valores positivos são iguais a eles próprios. Com a atribuição de valor zero para todos os valores negativos podemos ter, ao fim de algumas épocas, diversos neurónios a “morrer”, o que pode resultar numa aceleração durante a fase de treino. Por outro lado, o problema associado a este tipo de função de ativação diz respeito à inexistência de um limite para valores positivos. Esta é uma função que, por norma, não é utilizada para camadas de saída podendo muitas vezes o seu resultado não alcançar o pretendido.

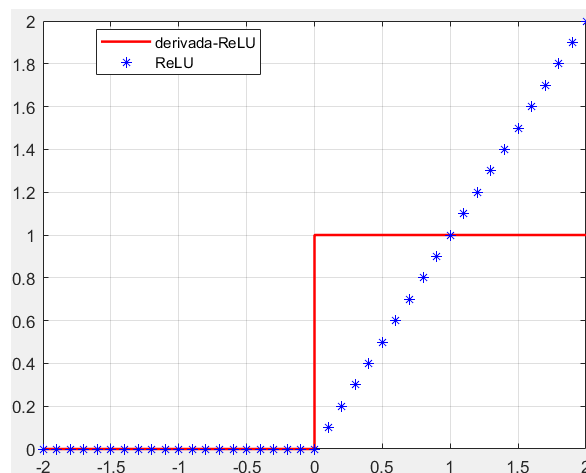


Figura 17 - Função ReLU e derivada

2.4.5 Algoritmos de Treino

Os dois algoritmos apresentados estão presentes na *Neural Network* do *software MatLab*, utilizado no decorrer desta dissertação.

Levenberg-Marquardt (LM)

Este é o algoritmo considerado mais rápido de entre os algoritmos com o mesmo modo *operandi*. Contudo, devido a esta rapidez de processamento, exige uma capacidade computacional superior tornando, por vezes, o seu uso impossível.

Este algoritmo realiza o treino atualizando os pesos e valores do *bias* tendo por base a otimização do próprio algoritmo.

De acordo com [29], as principais características do algoritmo podem ser descritas pelas equações 4, 5 e 6.

Na equação 4, é possível calcular ambas as variáveis α e ∇E . O erro médio quadrático, E , é calculado com base na equação 5, N é o número de exemplos e $\vec{y}(x_k)$ corresponde à saída da rede relativamente ao parâmetro (x_k) . A saída que se pretende prever é representada pela variável \vec{d}_k .

A matriz a é dada pela equação 6, sendo p o número de saídas da rede. A variável λ é ajustada de acordo com o erro apresentado pela rede.

$$\alpha \Delta = -\frac{1}{2} \nabla E \quad (4)$$

$$E = \frac{1}{N} \times \sum_{k=1}^N [\vec{y}(x_k) - \vec{d}_k] \quad (5)$$

$$a_{ij} = (1 + \lambda \delta_{ij}) \sum_{r=1}^p \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y_r(x_k)}{\partial w_i} \times \frac{\partial y_r(x_k)}{\partial w_j} \right] \quad (6)$$

Regularização Bayesian

O algoritmo de *Bayesian* apoia-se nas equações 4, 5 e 6 provenientes do *LM*. Este algoritmo adiciona um termo de modo a que se consiga diminuir a combinação dos erros quadráticos de uma forma mais suave como explica [30].

Foresse e Hagan [30] apresentam a seguinte função com objetivo de ser minimizada:

$$F = (\lambda(SSE) + \delta(SSW)) \quad (7)$$

Na equação 7 temos as variáveis λ e δ que correspondem aos parâmetros ajustáveis do algoritmo *Bayesian*. As outras variáveis existentes, SSE e SSW, correspondem ao somatório dos erros quadráticos e ao somatório dos pesos quadráticos, respetivamente.

2.4.6 Conclusão

As redes neuronais fazem parte do presente e o que se pensava ser apenas um futuro longínquo tornou-se em algo recorrente.

Atualmente, existem inúmeros processos dominados por IA. Nesse sentido, facilmente se percebe que tanto as Redes Neuronais como a IA vão ser cada vez mais utilizadas na concretização de uma grande variedade de tarefas.

Neste capítulo foi abordado o tema de RNA, falou-se sobre conceitos, topologias, assim como processos de treino e algoritmos utilizados para a sua realização. Desta feita, pretendeu-se dar a conhecer alguns tipos de redes que serão abordados no decorrer desta dissertação, assim como os respetivos métodos de cálculo associados ao treino das redes.

2.5 Sinopse

Neste capítulo foram abordados diversos temas relacionados com a energia elétrica, tais como a sua história em Portugal e no Mundo, o tipo de mercados existentes e as tarifas que lhe estão associadas.

Para além disso foi referido que o uso de tarifas indexadas advém da evolução do mercado energético. No entanto, esta mudança apresenta diversos obstáculos que ainda terão de ser ultrapassados de modo a que as vantagens se venham a sobrepor a todos os pontos menos positivos que daí possam vir.

Como forma de introduzir o conceito de redes neuronais no presente estudo, foram descritos alguns conceitos gerais, nomeadamente a estrutura do neurónio, a topologia de diversas redes e o tipo de algoritmos associados. Para o uso de inteligência artificial, é necessário realizar um tratamento intensivo *a priori* de todos os dados a que a rede irá ter acesso. Por último, foram apresentados alguns trabalhos realizados nesta área e importa referir que alguns deles já se encontram em execução.

3 Metodologia e Implementação

Neste capítulo será desenvolvida uma proposta de solução para o problema anteriormente exposto, tendo por base a previsão do preço de mercado de energia elétrica. Esta previsão assentará nos resultados obtidos através das três RNA criadas para o efeito. Com as previsões realizadas será possível haver uma redistribuição de cargas com vista à redução do custo de utilização, bem como evitar períodos de elevada procura e consequentemente mais suscetíveis a possíveis falhas de fornecimento.

A ferramenta que será implementada tem o nome de *PriceGrid* e será criada com o objetivo de realizar a gestão de cargas, baseada nas previsões de preço, apresentando ao utilizador a comparação entre valores reais e valores previstos para os diversos casos de simulação. De modo a permitir a realização das tarefas apresentadas, a ferramenta incorporará diversos módulos que se encontrarão interligados entre si, permitindo a obtenção dos resultados.

3.1 Metodologia Adotada

Para a implementação de uma ferramenta que responda aos objetivos propostos é necessário que se opte pelas melhores opções disponíveis, possibilitando assim que se obtenham soluções com vista a obter os melhores resultados finais.

Os parâmetros que constituem a ferramenta, assim como os diversos modos de implementação tidos em conta para cada parâmetro encontram-se descritos nos seguintes subcapítulos.

Na Figura 18 pode-se observar a esquematização e as diversas fases que compõem a realização desta dissertação.



Figura 18 - Arquitetura do modelo proposto

O primeiro passo a realizar diz respeito à criação da base de dados, agrupando todos os dados que serão necessários no decorrer deste projeto. Os dados utilizados serão acoplados à ferramenta acima referida de forma a permitir que esta seja utilizada em qualquer dispositivo onde se encontre instalada.

No segundo passo pretende-se desenvolver um modelo de previsão e todo o processo relativo ao processamento e leitura de dados.

Por último será implementada uma *interface* gráfica, de utilização simples, que permitirá ao utilizador selecionar os parâmetros desejados e em seguida proceder à simulação pretendida.

3.1.1 Dados

A escolha e obtenção dos dados é um dos pontos mais importantes uma vez que todo o projeto está assente na qualidade e autenticidade dos mesmos.

Para a implementação do *PriceGrid* é necessário que se utilize duas bases de dados distintas. A primeira será utilizada durante o processo de treino das RNA e a segunda será utilizada para a realização das simulações que irão permitir uma comparação entre os preços de energia elétrica reais e os preços previstos.

A obtenção dos dados pode ser feita de diversas formas, entre elas temos: a criação de um ficheiro que agrupe todos os dados criados pelo utilizador, o uso de dados provenientes de documentos em papel que posteriormente seriam carregados para o modo digital ou o acesso a plataformas que forneçam dados diariamente e que, posteriormente, possibilitem a transferência dos mesmos sempre que o utilizador necessite de realizar novas simulações.

Todas estas hipóteses apresentam vantagens e desvantagens. A primeira possibilita uma maior rapidez na leitura de dados visto que todos os dados estão dispostos num único ficheiro. Em contrapartida, os dados inseridos pelo utilizador

poderão não representar devidamente os preços reais. Tudo isto poderá resultar numa incorreta previsão por parte da RNA, não estando esta previsão diretamente relacionada com a fase de treino.

A segunda hipótese apresenta a mesma vantagem que a opção anterior. Contudo, seria necessário a inserção manual de milhares de valores o que tornava o uso da ferramenta inviável.

Desta feita, optou-se por recorrer a dados obtidos automaticamente de uma página da internet o que possibilita uma maior fiabilidade dos mesmos. A desvantagem que esta opção apresenta baseia-se no facto de necessitar de um tempo superior para a geração da base de dados para o treino das RNA e, posteriormente, para a comparação dos valores adquiridos. Este modo de obtenção de dados necessita que seja realizado inicialmente a transferência de todos os ficheiros que contêm os preços e posteriormente agrupá-los num mesmo ficheiro.

Idealmente, a base de dados para o treino das RNA será de 20 anos permitindo assim que a rede neuronal tenha acesso a um maior número de dados. Contudo, salienta-se que existe ainda a possibilidade de usar uma base de dados de 5 ou 10 anos. A redução do número de anos de aprendizagem pode fazer com que a previsão apresente melhor qualidade devido à aproximação dos preços dos últimos anos com os atuais.

Desta feita, na Figura 19 é possível observar duas bases de dados que recorreram a dados dos últimos 10 anos para o treino das RNA e ao ano atual para realizar a simulação na ferramenta implementada.

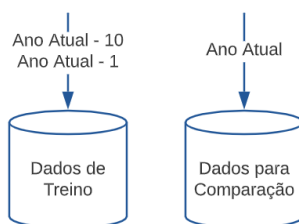


Figura 19 - Dados fornecidos à ferramenta

3.1.2 Algoritmo de Treino

A escolha correta do algoritmo a utilizar para a realização da previsão de preços é um ponto crucial, sendo que todos os resultados dependem da previsão realizada.

Os algoritmos *LM*, *Scaled Conjugate Gradient* ou Regularização *Bayesian* representam algumas soluções que podem ser utilizadas durante a previsão por parte das RNA.

Relativamente ao algoritmo *LM*, este é utilizado para a maioria dos problemas onde se pretende utilizar RNA. Apesar deste uso generalizado para problemas mais complexos e com maior quantidade de dados, os resultados obtidos podem ser insatisfatórios. O algoritmo *Scaled Conjugate Gradient* obriga a que as funções de peso, entrada e transferência tenham as respetivas derivadas associadas, tornando a previsão mais demorada e exigente durante o tratamento de dados.

O algoritmo Regularização *Bayesian*, apresenta como ponto menos positivo a necessidade de uma janela temporal superior ao algoritmo *Scaled Conjugate Gradient*. Os pontos positivos são bastantes, de entre os quais se destacam a maior adaptabilidade a problemas de elevado grau de dificuldade e a capacidade de interpretação de dados onde a existência de padrões não é notória.

Desta forma, tendo por base todos os pontos apresentados, a Regularização *Bayesian* torna-se a escolha mais adequada para o problema em questão.

3.1.3 Interface

A implementação de uma interface simples e intuitiva é necessária para que todos os utilizadores consigam realizar as previsões que melhor se adequam às suas necessidades. Com o objetivo de responder ao maior número de utilizadores existem algumas possibilidades distintas no que diz respeito à disposição dos dados, podendo variar o modo de apresentação.

Existem diversos pontos extra que podem ser implementados tornando a ferramenta mais completa e versátil, respondendo assim às mais variadas situações pretendidas pelo utilizador. A ferramenta pode conter um número variável de equipamentos, correspondendo estes aos que estão presentes na habitação. Podem ainda existir tipologias distintas por parte dos equipamentos implementados, assim como uma variação da janela temporal que permita comparar cada um dos equipamentos existentes.

3.2 Recolha de dados e seleção

O modelo implementado para as RNA utilizadas necessita que se realize um pré-tratamento de todos os dados obtidos, de modo que estes possam ser fornecidos às redes para serem utilizados durante toda a aprendizagem. Todos os dados utilizados serão provenientes da página de internet do *OMIE*.

Os dados recolhidos serão divididos em duas bases de dados: uma que será utilizada durante a fase de treino das redes (Treino RNA) e outra que será utilizada pela ferramenta *PriceGrid*. Esta última irá possibilitar a comparação dos resultados (Base de Dados *PriceGrid*) e a obtenção de conclusões sobre a melhor RNA implementada.

A base de dados Treino RNA incorpora dados compreendidos entre o período de 1 de janeiro de 2011 e 31 de dezembro de 2019, enquanto que a base de dados utilizada pela ferramenta *PriceGrid* recorre a dados obtidos entre 1 de janeiro de 2020 até ao dia atual.

A Figura 20 representa o modo como são distribuídos os dados obtidos para as bases de dados existentes.

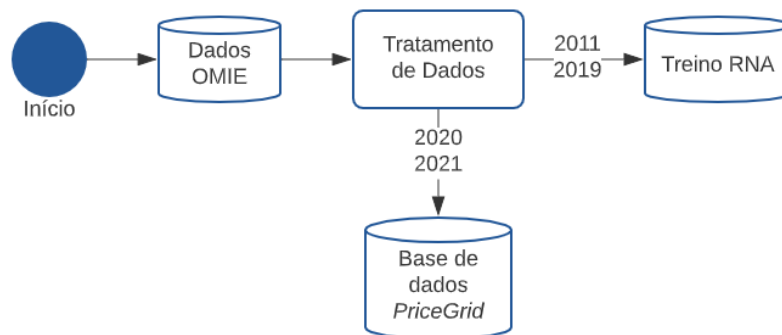


Figura 20 - Diagrama de Base de Dados

Para a aprendizagem das redes neuronais são introduzidos valores históricos de preços de energia elétrica em €/MWh, sendo necessário posteriormente efetuar um ajuste para o preço em €/Watt.

Com o intuito de comparar a influência do número de variáveis de entrada na precisão da rede, foram criadas três redes diferentes que diferem no número de variáveis: cinco, sete e nove.

3.3 Criação das RNA

3.3.1 Ferramenta Utilizada

Na criação das três redes neurais foi utilizada a ferramenta *nftool*, que permite criar e treinar redes neurais através de um processo simples.

As redes utilizadas são *feed-forward* com duas camadas, uma escondida e outra de saída, como se pode observar na Figura 21. Ao termos duas camadas distintas existe a necessidade de selecionar duas funções de ativação. Assim, para a primeira camada será utilizada uma função sigmoide e para a segunda camada uma função linear.

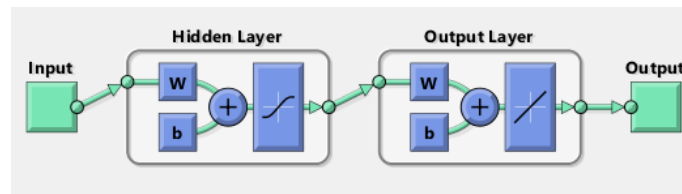


Figura 21 - Estrutura da RNA

Nesta ferramenta as diversas variáveis tais como o número de épocas, o tempo de treino, o valor máximo do erro, o gradiente mínimo, a taxa de aprendizagem (μ), assim como o seu valor máximo e mínimo, são definidas automaticamente.

Os menus da ferramenta *nftool* permitem ao utilizador definir parâmetros associados à rede. Na Figura 22 são apresentadas as percentagens que serão utilizadas para o treino, para a validação e para os testes das redes. Na Figura 23 consta o número de neurónios existentes na camada escondida e a forma como serão selecionados para a realização do estudo. Os três algoritmos disponíveis para criar as RNA são: *Levenberg-Marquardt*, *Regularização Bayesian* e *Scaled Conjugate Gradient*.

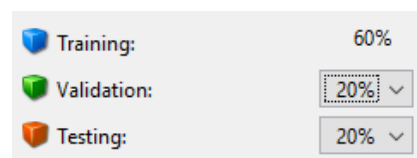


Figura 22 - Percentagens da Rede

Hidden Layer

Define a fitting neural network. (fitnet)

Number of Hidden Neurons:

Figura 23 - Número de Neurónios

Na Figura 24 estão presentes as variáveis associadas ao algoritmo utilizado, tais como: a divisão de dados, o algoritmo de treino, o tipo de desempenho que irá ser calculado e o modo como vai ser obtido.

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)

Training: Bayesian Regularization (trainbr)

Performance: Mean Squared Error (mse)

Calculations: MEX

Figura 24 - Parâmetros RNA

Todo o processo de criação e treino das redes respeita os parâmetros anteriormente referidos, dando origem a três redes semelhantes que apenas diferem no número de variáveis fornecidas.

Na Figura 25 estão presentes essas mesmas variáveis que serão fornecidas a cada uma das RNA criadas. Pode ainda observar-se que, com o aumento do número de variáveis, a quantidade de informação disponível para a rede realizar o treino também aumenta.

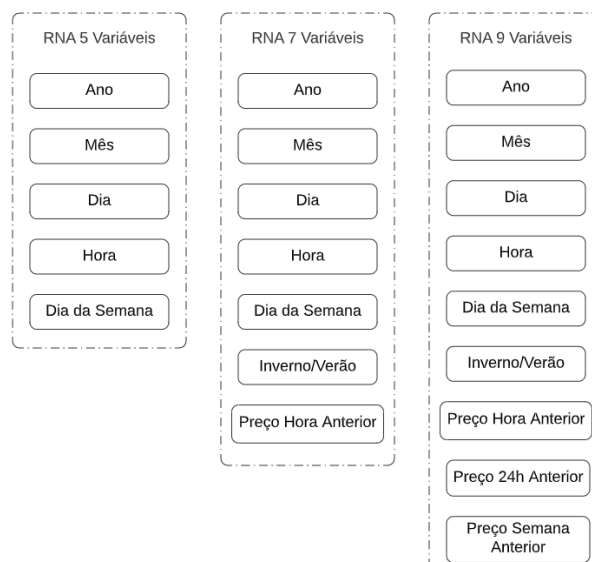


Figura 25 - Variáveis RNA

3.3.2 Modelos utilizados

Na criação dos modelos será utilizado um conjunto de dados igual para todas as redes que, tal como suprarreferido, apenas diferem entre si no número de variáveis fornecidas. A base de dados Treino RNA contém dados correspondente ao período entre 2011 e 2019, sendo que os dados relativos a 2020 serão utilizados para realizar futuras previsões de preço durante o uso da ferramenta *PriceGrid*.

O volume de informação utilizada corresponde a um período de nove anos, tendo como principal objetivo fornecer o máximo de informação possível às redes neuronais criadas. Desta forma, é possível obter melhores resultados finais de previsão.

As três redes neuronais apresentam os mesmos métodos e algoritmos de treino, o mesmo número de neurónios e de camadas internas, as mesmas funções de transferência e as mesmas percentagens de treino. O que se pretende obter é a maior exatidão possível ao nível dos resultados e observações finais durante a comparação do comportamento das três RNA. Pretende-se assim comparar qual a variação nos resultados tendo em conta a variação no número de variáveis fornecidas às RNA.

A utilização de duas camadas possibilita a escolha de duas funções de transferência distintas. Na primeira camada, correspondente aos neurónios onde ocorre a aprendizagem, utiliza-se uma função de transferência sigmoide que permite a ocorrência de um escalamento considerável no decorrer da aprendizagem. Em contrapartida, é uma função que aumenta a complexidade da dita camada. Na segunda camada, ou seja, a de saída, irá ser utilizada uma função linear com o intuito de não aumentar a complexidade do modelo, obtendo-se de igual modo resultados satisfatórios.

Um dos aspetos mais importantes a ter em conta durante o treino de uma rede é a questão de *overfitting*. Este evento ocorre quando uma rede tem um comportamento excelente durante o processo de aprendizagem, em contraste com o péssimo desempenho verificado durante a previsão de valores futuros. Tudo isto acontece devido a um decorar de valores e não a uma aprendizagem. De modo a tentar evitar a ocorrência de *overfitting* irá recorrer-se ao uso de quinze neurónios na camada oculta da rede.

O número de neurónios é uma variável importante durante a construção de redes neuronais uma vez que estes influenciam muito o resultado. Assim, será

implementado nas três redes o mesmo número de neurónios de modo a evitar que sejam camufladas mudanças nos resultados devido ao aumento, ou redução, do número de neurónios.

No que diz respeito ao método de treino para as RNA, será utilizado regularização *Bayesian backpropagation*. Este algoritmo é utilizado quando existe uma maior dificuldade de aprendizagem, adaptando-se melhor a aprendizagens desafiantes e pouco padronizadas. Em contrapartida, o tempo de treino irá aumentar consideravelmente.

3.3.3 Modos de Comparação

Nas RNA criadas serão utilizados diversos métodos de comparação, permitindo assim determinar qual a melhor rede no seu todo. Serão também utilizados procedimentos mais específicos que irão permitir a comparação dos parâmetros mais específicos de todas as RNA.

As características das RNA serão apresentadas em diversas tabelas, cada uma correspondente à rede em estudo, onde será discriminado o valor do erro médio absoluto, do erro médio percentual e o desempenho da respetiva rede.

Para além disso, será realizada uma comparação relativa ao ano de 2020/2021, baseada num gráfico contendo os preços reais de cada hora do ano e os valores previstos pelas três RNA implementadas.

3.4 Modelo Implementado

O modelo implementado irá permitir que o utilizador realize diversas previsões, efetuando uma comparação de preços conforme a utilização dos equipamentos (cargas) presentes na sua habitação. A ferramenta possibilita ainda que se opte dentro de diversas variáveis, permitindo que as simulações ocorram em intervalos de tempo distintos, obtendo uma maior abrangência de resultados e, consequentemente, melhores conclusões.

Na Figura 26 estão representados os três modos de utilização do *PriceGrid* - Simulação de Preços, Diagrama de Cargas e Comparação de Preços -, que serão descritos mais pormenorizadamente em seguida.

De entre os três modos de simulação acima mencionados, a Simulação de Preços é a principal funcionalidade do *PriceGrid*. As restantes permitem ao

utilizador consultar e optar por diversas opções que serão utilizadas durante as simulações.

A funcionalidade *reset* e *Exit*, consideradas funcionalidades adicionais, permitem ao utilizador reiniciar e sair do *PriceGrid*, tornando a experiência de utilização mais amigável para o utilizador.

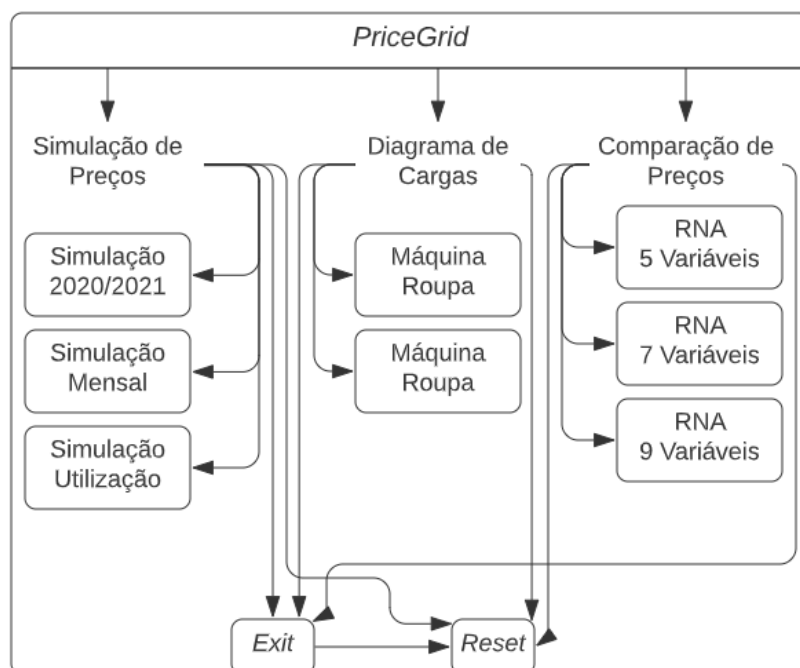


Figura 26 - Diagrama *PriceGrid*

3.4.1 Interface

Ao iniciar o *PriceGrid* o utilizador poderá seleccionar qualquer uma das três funcionalidades, havendo sempre a possibilidade de, a qualquer momento, poder alterar a funcionalidade que pretende utilizar, terminar ou fazer *reset* à ferramenta.

Página Inicial

Na página inicial do *PriceGrid*, o utilizador poderá escolher uma das três RNA disponíveis, tendo em conta o número de variáveis fornecidas. A Figura 27 representa as escolhas que o utilizador tem à sua disposição e como a ferramenta irá responder às diferentes opções. Na Figura 27 encontra-se representada a arquitetura do *PriceGrid*.

Sempre que a ferramenta é iniciada, a base de dados *PriceGrid* (dados do ano de 2020 até à data do sistema) é atualizada automaticamente com os dados mais

recentes, publicados no site da *OMIE*. Após a atualização é apresentada uma mensagem ao utilizador com indicação do último dia que consta na base de dados. Caso ocorram erros durante a atualização será apresentado um aviso e, posteriormente, uma mensagem com indicação do último dia carregado corretamente para a base de dados.

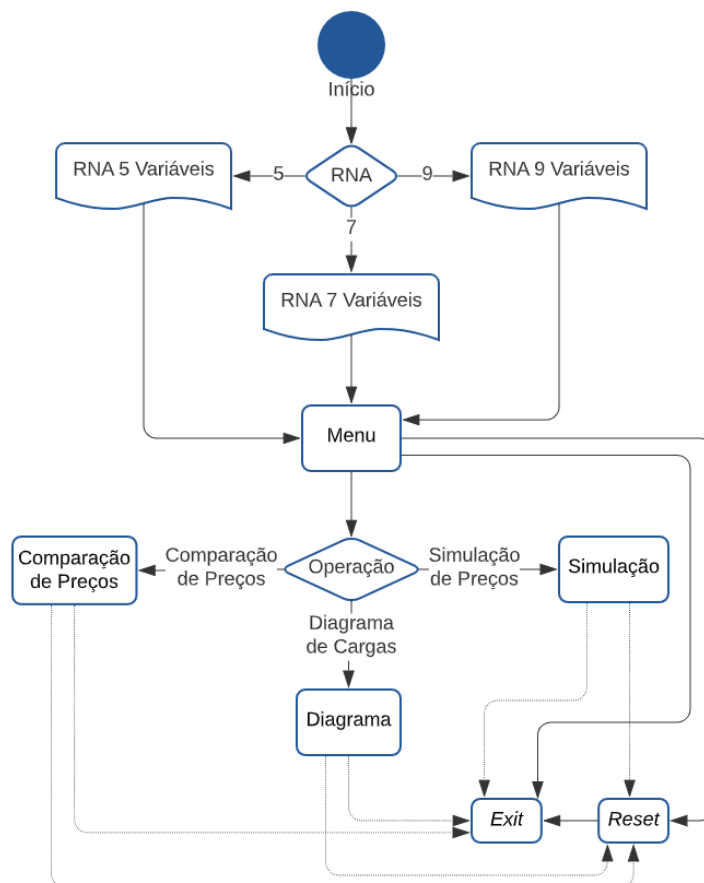


Figura 27 – Arquitetura *PriceGrid*

Simulação de Preços

Esta funcionalidade é a mais interativa pois permite ao utilizador retirar as verdadeiras conclusões da implementação, averiguar a qualidade das previsões realizadas pelas RNA e quais serão as poupanças associadas à utilização de cada uma delas. O utilizador pode optar por três cenários distintos de simulação como pode observar-se na Figura 28.

O primeiro cenário, “Simulação dos anos 2020/21”, compreende todo o período de tempo que se encontre carregado corretamente na base de dados. O utilizador poderá seleccionar a “Hora de Operação” para as cargas. Neste cenário, os

resultados são generalistas, não permitindo efetuar uma análise pormenorizada para cada utilização. Contudo, permite obter uma visão a longo prazo da qualidade da previsão das RNA e averiguar a utilidade da utilização de cada uma delas.

Relativamente ao segundo cenário, “Simulação Mensal”, este permite realizar uma previsão mais específica, podendo ser selecionado o número de meses e a hora de operação das cargas. A simulação irá ocorrer iniciando no dia 1 de janeiro de 2020 e terminando no último dia do mês escolhido pelo utilizador.

Os dois cenários apresentados anteriormente realizam a previsão sempre com as cargas a operar, não tendo o utilizador a possibilidade de realizar simulações independentes para cada uma delas.

No terceiro cenário, “Simulação por Utilização”, os resultados obtidos são mais detalhados e permitem retirar conclusões mais pormenorizadas. Neste caso, o utilizador pode selecionar qual o tipo de carga que pretende analisar, bem como selecionar o dia e hora a que a mesma opera.

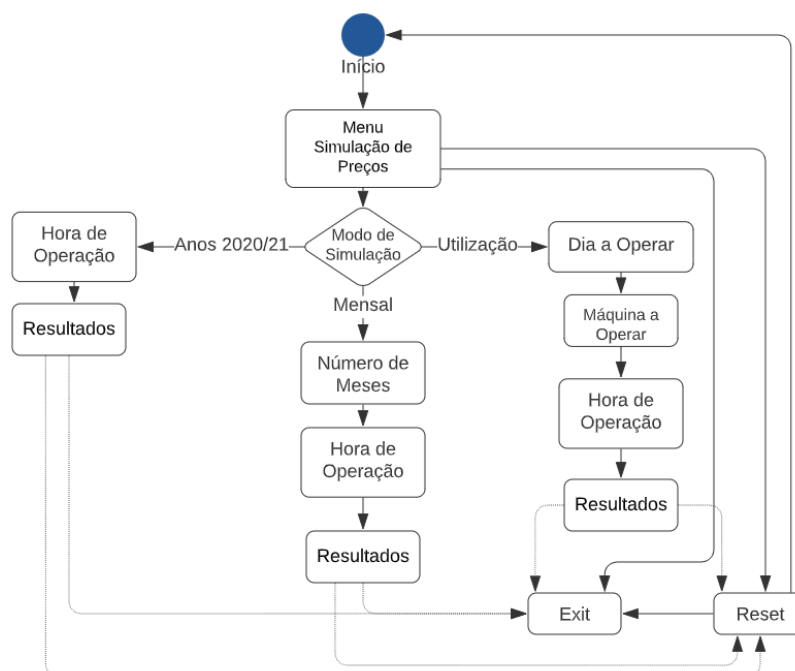


Figura 28 - Arquitetura Menu Simulação de Preços

Diagramas de Carga

Nesta funcionalidade o utilizador poderá selecionar qual a carga que pretende simular sendo que, no *PriceGrid*, serão implementadas duas cargas: Máquina de lavar Louça e Máquina de lavar Roupa. Os diagramas de carga são gerados

aleatoriamente cumprindo um determinado padrão, previamente definido. Devido a isso, a simulação final irá aproximar-se ao máximo da realidade, sendo que a carga em contexto real poderá também apresentar oscilações semelhantes às simuladas.

A Figura 29 representa a arquitetura do menu Diagrama de Cargas e as opções que o utilizador tem à sua disposição.

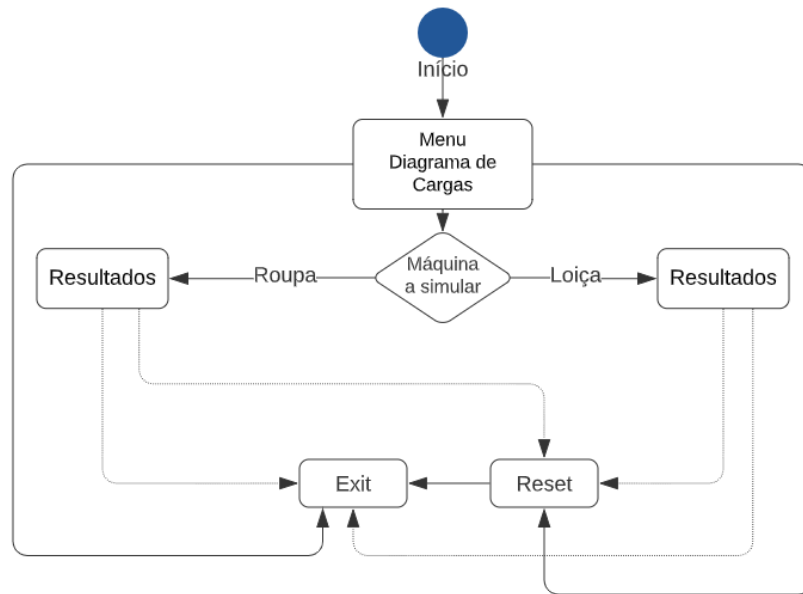


Figura 29 - Arquitetura Menu Diagrama de Cargas

Comparação de preços

A comparação de preços é outra das funcionalidades que o utilizador tem à sua disposição. Na Figura 30 pode observar-se a sua arquitetura.

O utilizador, através desta opção, poderá escolher uma das três RNA implementadas e terá à sua disposição um calendário onde poderá selecionar um dia válido, isto é, que esteja dentro do período de operação do *PriceGrid* (início de 2020 até ao último dia presente na base de dados). Desta forma, consegue obter uma comparação do preço real e do preço previsto para as 24h do dia escolhido. Será também apresentado o valor do erro em percentagem que respeita a equação 7.

$$\frac{|ValorPrevisto - ValorExato|}{ValorExato} * 100 \quad (7)$$

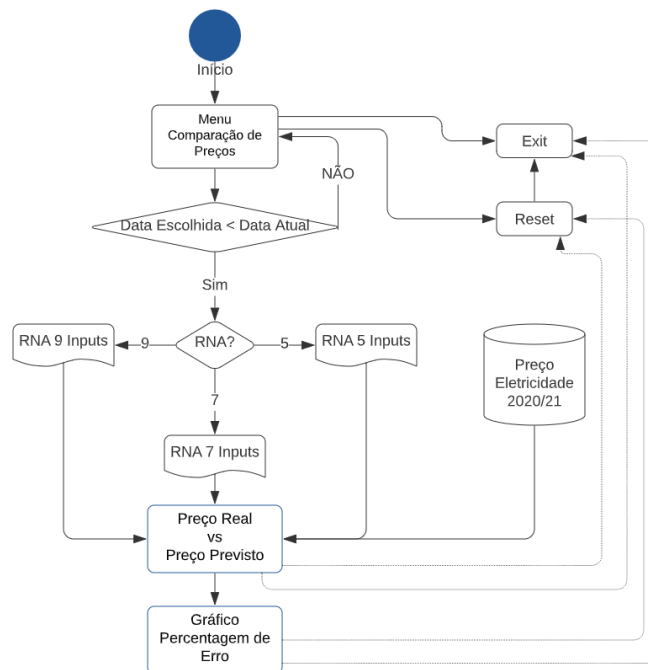


Figura 30 - Arquitetura Menu Comparação de Preços

3.5 Conclusão

Neste capítulo foi apresentado um conjunto de metodologias possíveis para a implementação da ferramenta proposta, com o intuito de responder a todos os objetivos definidos.

Inicialmente, foi apresentada toda a metodologia que engloba as diferentes características que se poderiam adotar para a implementação das três RNA criadas, assim como as possibilidades existentes para a criação da ferramenta.

Para as RNA, os parâmetros que foram tidos em conta foram: o modo de obtenção dos dados e todas as características associadas à criação das mesmas. No que diz respeito à ferramenta, foram apresentados os aspetos que podem diferenciar a implementação da interface gráfica.

Por último, foram descritas as características adotadas relativamente às RNA e para a interface gráfica que serão implementadas de modo a obter os resultados previamente definidos.

Todos os resultados obtidos com a metodologia que foi implementada serão apresentados e explicados no capítulo seguinte.

4

4 Resultados Obtidos

Neste capítulo da dissertação serão apresentados todos os resultados obtidos através da ferramenta desenvolvida. Relativamente às três RNA implementadas e ao algoritmo escolhido para realizar a previsão de preços de energia elétrica serão evidenciadas as diferenças obtidas em resultado da alteração do número de variáveis de entrada fornecidas.

Para além disso, os diagramas de carga de cada uma das máquinas implementadas serão apresentados, assim como a explicação do modo de obtenção de cada um deles. Por último, serão apresentadas as comparações entre os preços reais e os preços previstos durante a utilização das cargas.

4.1 Modelos utilizados (RNA)

Em seguida serão apresentados os resultados das três redes neurais implementadas.

4.1.1 Estrutura da RNA

Como se pode verificar na Figura 31, Figura 32 e Figura 33, a estrutura das três RNA criadas é idêntica em todas as suas características à exceção do número de variáveis de entrada.

A estrutura da rede manteve-se igual à de uma rede *feed-forward* com duas camadas. A camada escondida (a primeira) é composta por quinze neurónios e por uma função de ativação sigmoide, enquanto que a camada de saída (a segunda) é composta por uma função de ativação linear.

De modo a perceber a influência do número de variáveis de entrada na qualidade dos resultados, criaram-se três RNA distintas, com cinco, sete e nove variáveis de entrada.

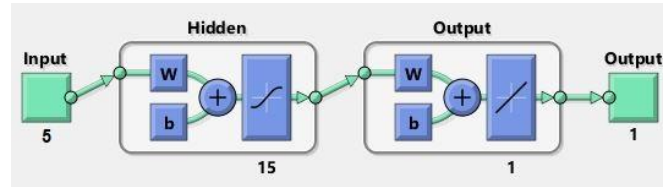


Figura 31 - Rede cinco variáveis

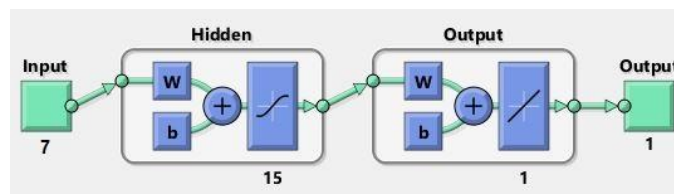


Figura 32 - Rede sete variáveis

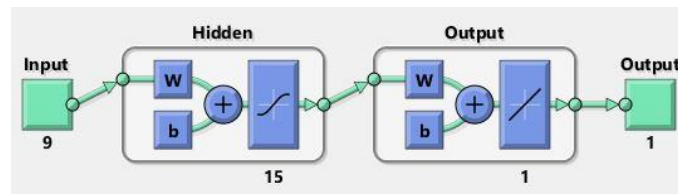


Figura 33 - Rede nove variáveis

4.1.2 Performance do Treino

A Figura 34, Figura 35 e Figura 36 representam os gráficos relativos à variação do valor do erro quadrático médio durante as épocas da fase de treino.

A variação de valores em todas as RNA é semelhante pois inicia num valor elevado, havendo um decréscimo acentuado durante as primeiras épocas de treino. Ao fim de cerca de 100-200 épocas de treino o valor estabiliza, registando-se um decréscimo impercetível.

Na RNA de cinco variáveis (Figura 34), a ordem do erro quadrático médio é de 10^2 , um valor bastante mais elevado do que o erro das restantes cujo valor é de 10^1 .

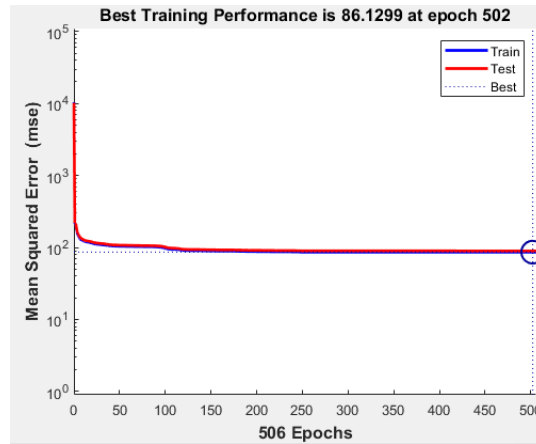


Figura 34 - Performance do Treino, cinco variáveis

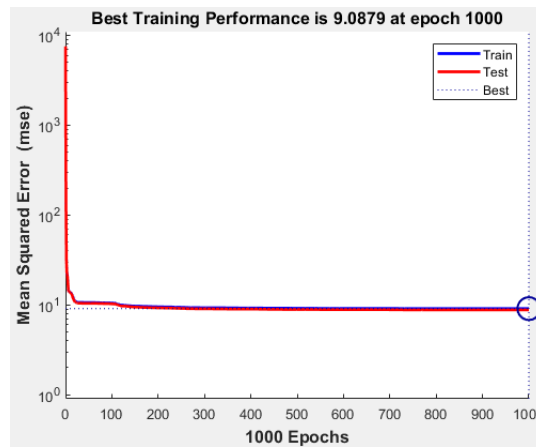


Figura 35 - Performance do Treino, sete variáveis

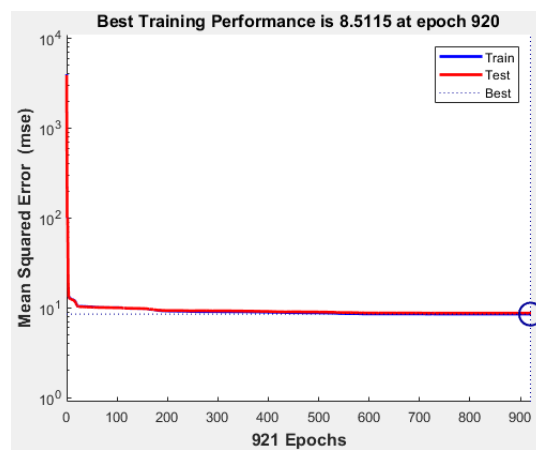


Figura 36 - Performance do Treino, nove variáveis

Relativamente aos melhores valores obtidos e qual a época a que esse valor corresponde temos para a RNA de cinco variáveis um total de 506 épocas, onde o melhor valor do erro foi obtido durante a época 502. Para as outras redes, de sete e nove variáveis, o número de épocas foi superior tendo sido realizadas 1000 épocas (valor limite) para a RNA de sete variáveis e 921 para a de nove variáveis. No que diz respeito à época onde foi obtido o melhor resultado, para a RNA de sete variáveis esse valor foi obtido na última época (1000), enquanto que na de nove variáveis foi obtido durante a época 921.

Para o valor do erro quadrático médio pretende-se que este seja o mais aproximado de zero. Esta aproximação permite classificar a qualidade de treino por parte das RNA em estudo.

De acordo com os valores obtidos, a RNA de cinco variáveis apresentou um valor bastante elevado de 86,1299, o que, por si só, já é um mau indicador de treino associado à rede. Para além disso, verificou-se uma discrepância nos resultados obtidos pelas restantes redes, sendo o valor para a RNA de sete variáveis de 9,0879 e de 8,5115 para a de nove variáveis. Desta forma, podemos concluir que, em relação ao erro quadrático médio, a RNA de nove variáveis é a que apresenta o melhor resultado de treino.

4.1.3 Histograma do Erro

A Figura 37, Figura 38 e Figura 39 representam os histogramas de erro associados a cada uma das RNA criadas.

Nos gráficos seguintes, o eixo dos x representa os valores do erro associado aos valores previstos, verificando-se pelas colunas azuis uma redução de dispersão quando aumenta o número de variáveis de entrada. A redução do número de colunas advém de uma redução de erros associados à previsão de erros.

A quantidade de erros existentes diminui substancialmente com o aumento de variáveis, verificando-se que a melhoria entre a rede de sete e de nove variáveis é mais reduzida e pouco perceptível, como se pode observar na Figura 38 e Figura 39. Assim, podemos concluir que, com o aumento do número de variáveis, a qualidade de previsão também aumenta.

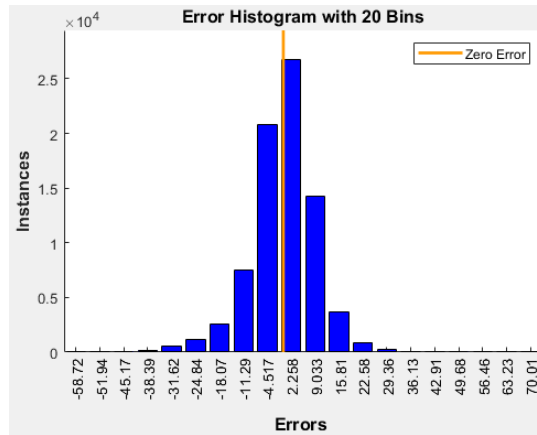


Figura 37 - Histograma do Erro, cinco variáveis

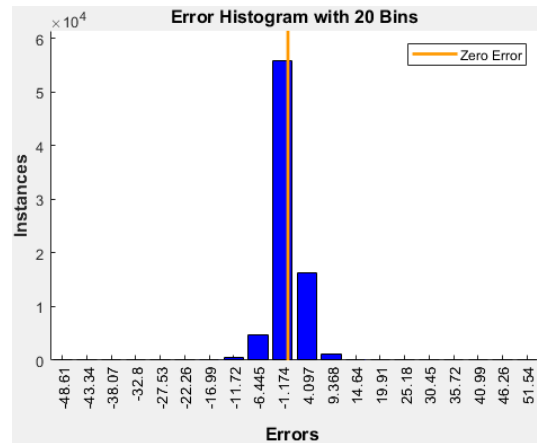


Figura 38 - Histograma do Erro, sete variáveis

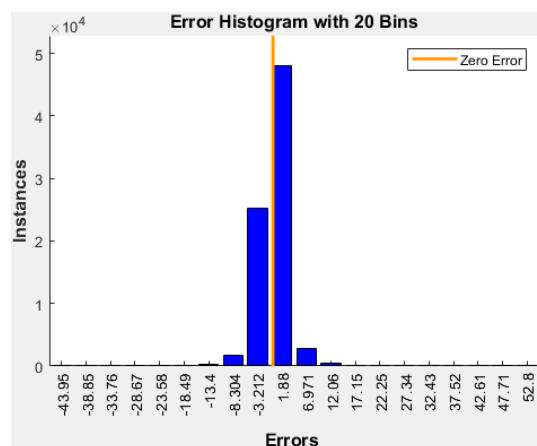


Figura 39 - Histograma do Erro, nove variáveis

4.1.4 Regressão RNA

Nesta secção serão apresentadas as regressões obtidas por todas as RNA. As tabelas seguintes irão conter o coeficiente de correlação, o declive (m) e a interseção da reta FIT com a reta ideal $Y=T$, representada por b . O que se pretende com o primeiro parâmetro referido é obter um valor o mais próximo possível de um que se traduz numa melhor relação entre os valores de entrada e de saída obtidos pelas mesmas.

A Figura 40 diz respeito aos valores da regressão obtidos pela RNA de cinco variáveis. De acordo com os dados da Tabela 1, verifica-se que o declive da reta foi inferior a um, o valor da ordenada na origem foi elevado e que o valor de R foi de 0,78611, ou seja, bastante distante do valor ideal que deveria ser um.

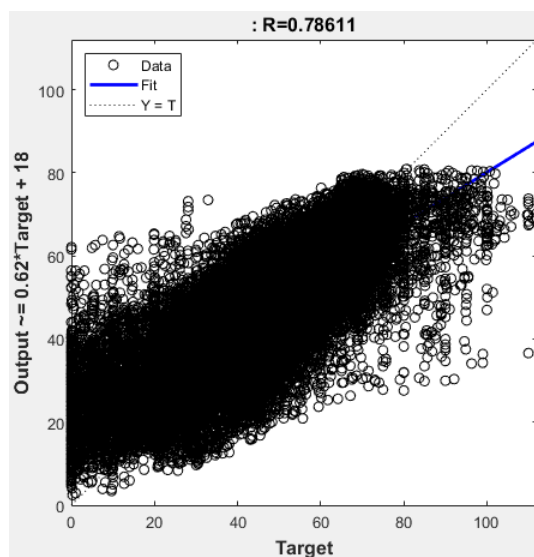


Figura 40 - Regressão, cinco variáveis

Tabela 1 - Regressão RNA cinco variáveis

R	m	b
0.7861	0.6179	18.3263

Os valores da regressão obtidos pela RNA de sete variáveis estão representados na Figura 41 e discriminados na Tabela 2. Neste caso, obteve-se um valor de R de 0,97994 que é muito próximo do pretendido.

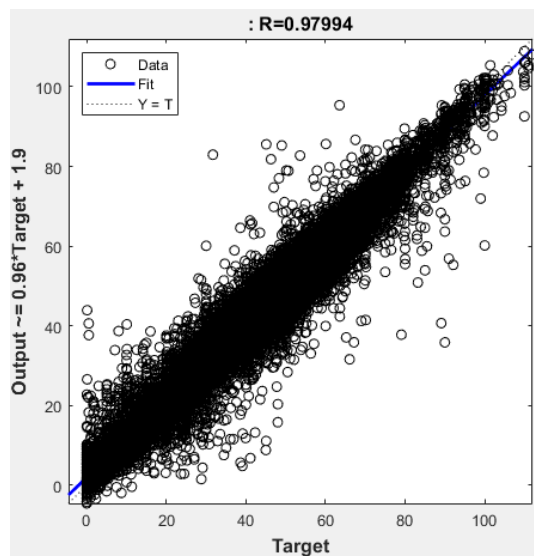


Figura 41 - Regressão, sete variáveis

Tabela 2 - Regressão RNA sete variáveis

R	m	b
0.9799	0.9596	1.9399

Por último, os valores para a RNA de nove variáveis estão representados na Figura 42 e discriminados na Tabela 3. Neste caso, os resultados obtidos foram os melhores, em comparação com as redes anteriores, registrando-se um valor R de 0,98097.

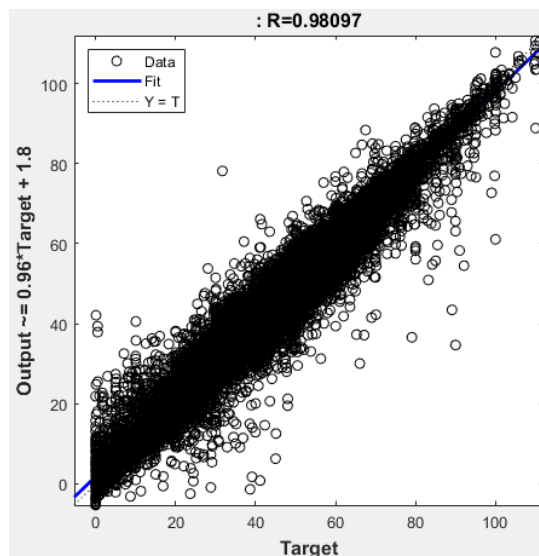


Figura 42 - Regressão, nove variáveis

Tabela 3 - Regressão RNA nove variáveis

R	m	b
0.98097	0.9625	1.7991

4.1.5 Resultados de Treino

Os gráficos apresentados na Figura 43, Figura 44 e Figura 45 permitem comparar valores reais com valores previstos pelas RNA durante a fase de treino. Através da cor azul é possível observar os valores reais fornecidos às RNA entre o período de 2011 e 2019. Os valores previstos pelas RNA encontram-se representados com a cor laranja.

O treino relativo à RNA de cinco variáveis apresenta valores muito desajustados em comparação com os valores quando se aumenta o número de variáveis, prevendo-se que esta rede tenha um comportamento muito limitado. Por outro lado, as redes RNA de sete e nove variáveis apresentam comportamentos muito semelhantes e próximos do ideal. Os valores previstos cobrem quase a totalidade dos valores reais o que corresponde a uma exatidão de previsão bastante elevada.

Relativamente à qualidade de previsão durante a fase de treino podemos facilmente verificar que a RNA de cinco variáveis apresenta a menor precisão. No que diz respeito às RNA de sete e nove variáveis (Figura 44 e Figura 45) os

resultados são muito semelhantes, não permitindo identificar qual a que apresenta melhor qualidade.

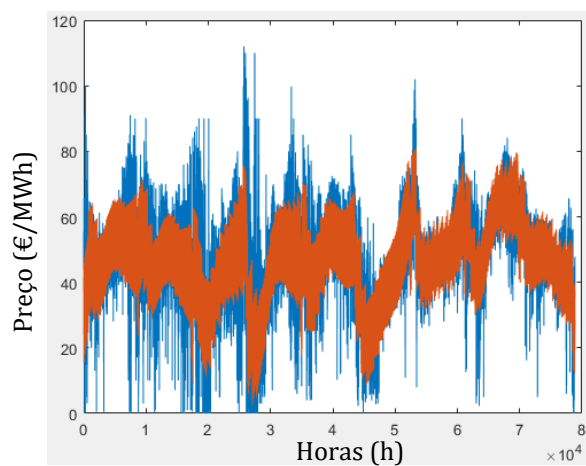


Figura 43 - Treino RNA, cinco variáveis

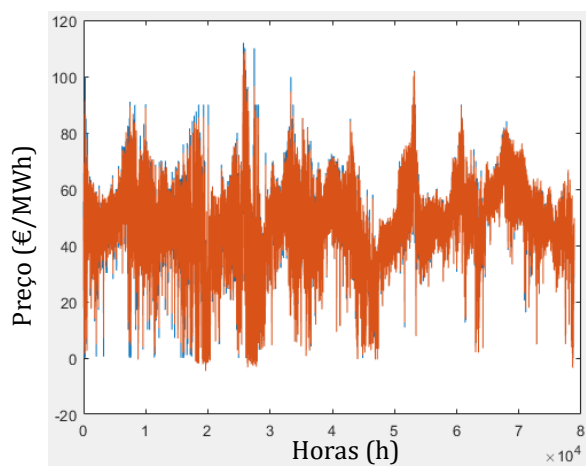


Figura 44 - Treino RNA, sete variáveis

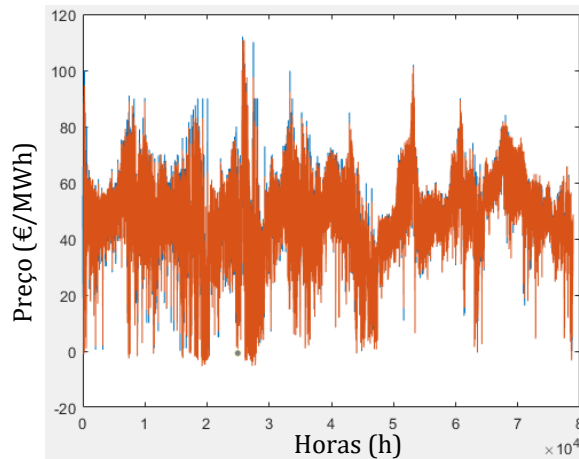


Figura 45 - Treino RNA, nove variáveis

4.1.6 Resultados Real vs previsto 2020/21

A Figura 46, Figura 47 e Figura 48 representam os resultados provenientes da comparação entre os valores reais e os valores previstos relativos aos anos 2020/21.

A RNA de cinco variáveis destaca-se pela negativa, quando comparada com as restantes. Esta discrepância de resultados obtidos indica que o treino não se realizou corretamente, podendo ter ocorrido *overfitting* da rede. Pode-se ponderar a ocorrência deste acontecimento tendo em conta os dados obtidos durante a fase de treino quando comparados com a fase de resultados.

Relativamente às RNA de sete e nove variáveis, a previsão é muito semelhante e de melhor qualidade, quando comparada com a anterior, uma vez que o valor previsto apresenta aproximadamente o mesmo resultado que o real. Os gráficos representados pela Figura 47 e Figura 48, relativos às redes de sete e nove variáveis, são muito semelhantes pelo que não permitem tirar conclusões sobre qual a melhor RNA.

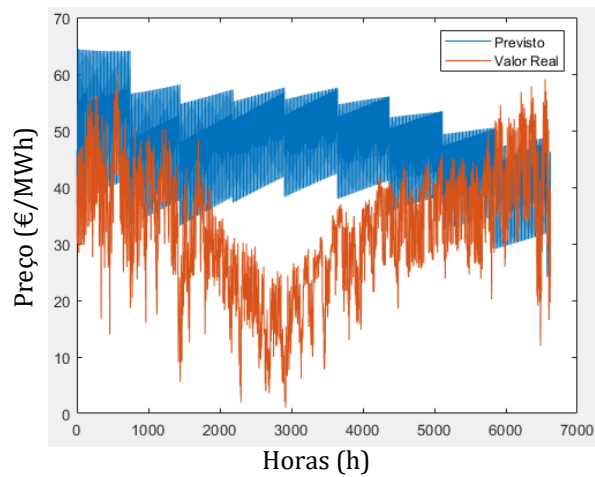


Figura 46 - Comparação Real vs. Previsto 2020/21, cinco variáveis

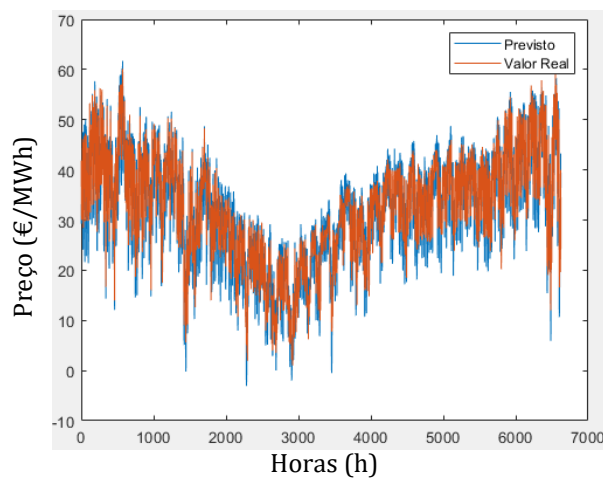


Figura 47 - Comparação Real vs. Previsto 2020/21, sete variáveis

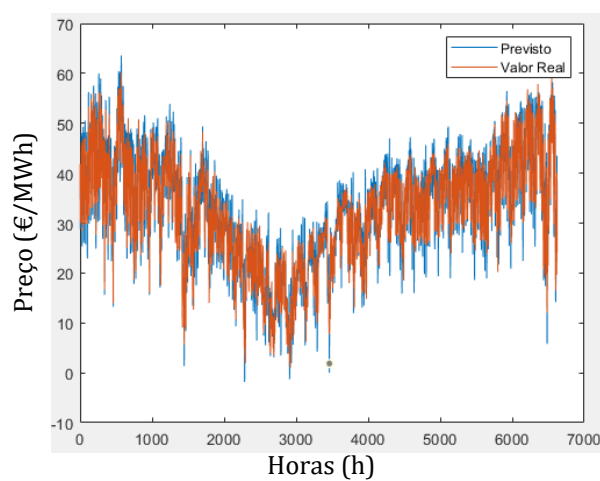


Figura 48 - Comparação Real vs. Previsto 2020/21, nove variáveis

4.1.7 Valores Obtidos

Os valores relativos ao gradiente, à taxa de aprendizagem (μ), à soma dos erros quadráticos e à verificação de validações associados ao treino das RNA, durante todas as épocas de treino, estão representados na Figura 49, Figura 50 e Figura 51.

O valor do gradiente apresenta um padrão semelhante em todas as RNA criadas, apresentando um comportamento constante até próximo do final do treino, este decréscimo de aproximação a zero, apresenta um problema durante a fase de treino, esta aproximação deve-se à dificuldade por parte da RNA para continuar a aprendizagem, conhecido como dissipação do gradiente.

Relativamente à taxa de aprendizagem, esta apresenta um valor aproximadamente constante durante a maioria das épocas de treino. Contudo, o aumento que ocorre nas RNA de cinco e nove variáveis, na última época de treino, é um bom indicador pois permite concluir que ocorreu uma convergência de resultados. Este aumento faz com que se atinga o valor máximo de μ definido inicialmente, levando a que ambas as RNA terminem o processo de treino.

Relativamente aos erros quadráticos, pretende-se que a soma dos mesmos seja o valor mais pequeno possível e próximo de zero. Neste caso temos um movimento idêntico em todas as redes que se reflete num crescimento constante ao longo da maioria das épocas de treino. Esse crescimento é interrompido na época em que o valor do gradiente inicia um movimento decrescente. Ao comparar o valor da soma dos erros quadráticos podemos constatar que, quanto maior for o número de variáveis fornecidas à rede, menor é o valor obtido, aspeto este que demonstra uma melhoria na rede.

Para todas as RNA estudadas, o número de pontos de validação mantém-se a zero ao longo de todo o treino o que significa que não houve um aumento da taxa de erro durante duas ou mais épocas.

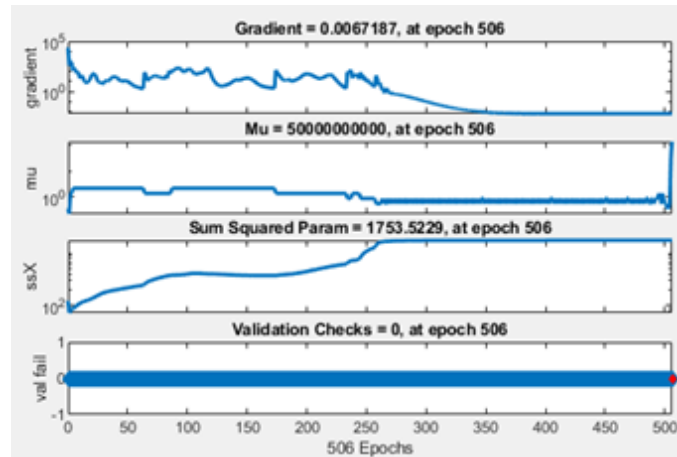


Figura 49 - Resultados Numéricos, cinco variáveis

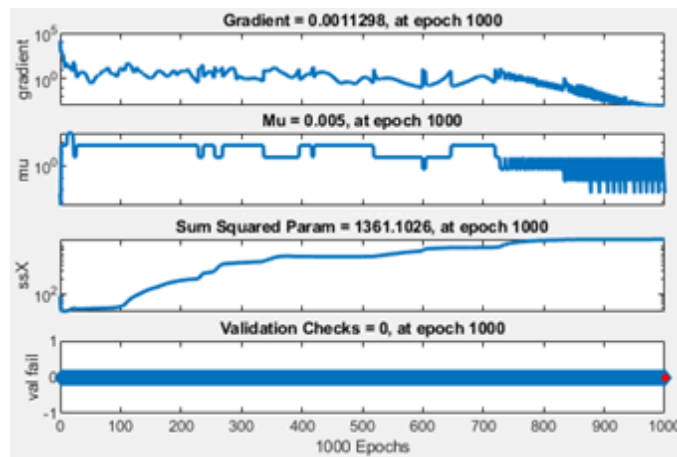


Figura 50 - Resultados Numéricos, sete variáveis

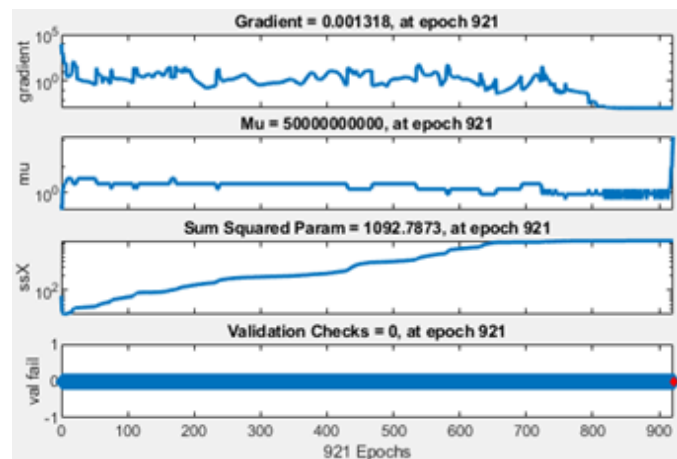


Figura 51 - Resultados Numéricos, nove variáveis

4.1.8 Comparação RNA

As três RNA criadas são iguais na maior parte das suas características, tal como já foi demonstrado e descrito anteriormente. Contudo, diferem no parâmetro relativo ao número de variáveis de entrada.

A Tabela 4 - Comparação RNA, contém todos os resultados obtidos durante a fase de treino das RNA. De acordo com o esperado, o comportamento e a precisão das RNA foi melhorando com o aumento do número de variáveis. Desta feita, a RNA de nove variáveis obteve os melhores resultados de treino e, conseqüentemente, os melhores resultados durante a previsão de preços de energia elétrica para os dados utilizados durante a simulação.

A primeira linha na Tabela 4 apresenta o valor final do gradiente durante a fase de treino das RNA. Os valores apresentados comprovam o problema detetado anteriormente da dissipação do gradiente, muito recorrente em redes *feed-forward* ou em redes recorrentes. Esta redução do gradiente aumenta o custo da aprendizagem da rede uma vez que, ao ter um valor do gradiente inferior, a aprendizagem da rede é mais reduzida durante cada época de treino.

Os valores da taxa de aprendizagem (μ) obtidos na última época de treino de cada rede estão registados na segunda linha da tabela. Tal como se pode observar, duas das RNA apresentam valores elevados que indicam uma convergência de resultados, tornando-se num bom indicador.

Relativamente à soma dos erros quadráticos e do erro quadrático médio, representados na Tabela 4 como *sumSquared* e *best perform*, o que se pretende é que os seus valores sejam o mais próximo possível de zero. O aumento do número de variáveis fornecidas à RNA é um parâmetro que permite essa mesma aproximação.

As épocas (*Epoch*) que as redes neuronais necessitaram para terminar a fase treino estão presentes na Tabela 4, sendo o valor máximo predefinido para o número de épocas de 1000. No caso da RNA de cinco e nove variáveis pode-se constatar que o μ atingiu o valor máximo preestabelecido obrigando a que a RNA termine a fase de treino. No caso da rede de cinco variáveis o valor foi atingido na época 506, enquanto que na de nove variáveis foi atingido na época 921. Para a RNA de sete variáveis o treino ocorreu até ao limite máximo possível de 1000 épocas.

O valor da melhor época (*Best Epoch*) indica qual a época de treino onde o peso de cada neurónio permite atingir os melhores resultados de previsão.

Por último, o valor de R corresponde ao coeficiente de correlação que deve ser próximo do valor um. De acordo com os valores apresentados, quanto maior é o número de variáveis fornecidas à RNA, mais o valor de R se aproxima de um e, consequentemente, melhor é a correlação entre entradas e saídas.

Tabela 4 - Comparação RNA

	RNA 5 variáveis	RNA 7 variáveis	RNA 9 variáveis
Gradiente	0,0067187	0,0011298	0,001318
MU	50000000000	0,005	50000000000
SumSquared	1753,5229	1361,1026	1092,7873
Best Perform	86,1299	9,0879	8,5115
Epoch	506	1000	921
Best Epoch	502	1000	920
R	0,78611	0,97994	0,98097

4.1.9 Conclusões

Na secção 4.1 foram apresentados todos os resultados obtidos pelas três RNA durante a fase de treino. Foi também realizada uma análise exaustiva aos resultados obtidos, uma análise do comportamento das RNA implementadas e foi aferido qual o grau de qualidade de previsão para os dados relativos aos anos de 2020/2021. Salienta-se que estas serão as redes que irão constar na ferramenta implementada, *PriceGrid*.

Relativamente às três redes implementadas todas elas tiveram um comportamento próximo do esperado. É possível observar-se que a qualidade de previsão aumenta à medida que o número de variáveis de entrada aumenta. A rede com melhores valores relativos à aprendizagem foi a de nove variáveis, seguida da de sete e, por último, a de cinco. Analogamente, os valores obtidos durante a fase de previsão de preços, relativos aos anos de 2020/21, foram de encontro ao esperado, tornando-se mais precisos com o aumento do número de variáveis.

A rede de cinco variáveis teve um comportamento pior do que o expectável o que pode demonstrar um *overfitting* da rede. Este fenómeno caracteriza-se por um comportamento dentro do esperado durante a fase de treino da rede, mas que, durante a previsão de preços, os valores em nada se assemelham aos reais.

Em suma, os resultados obtidos responderam às expectativas, permitindo desta feita que houvesse uma base sólida para ser utilizada durante a simulação de preços no *PriceGrid*.

4.2 Interface do Utilizador (IU)

A interface do *PriceGrid* foi implementada através do uso da ferramenta *MatLab* e foi criada com o intuito de permitir ao utilizador realizar a simulação e leitura de dados referentes aos preços de energia elétrica, sem necessitar de conhecimento especializado, e de uma forma simplificada e funcional.

A funcionalidade principal do *PriceGrid* é permitir a comparação entre o preço real de energia elétrica e o preço previsto baseado no uso das RNA. Na interface são disponibilizados ao utilizador diversos modos de simulação e o acesso a algumas funcionalidades adicionais tais como o diagrama de carga das máquinas implementadas e a comparação direta de preços consoante o dia e o tipo de rede escolhidos pelo utilizador.

4.2.1 Início *PriceGrid*

Quando a ferramenta implementada é iniciada, esta realiza uma atualização da base de dados que será utilizada durante as simulações. Através da Figura 52 observa-se que esta atualização apresenta uma mensagem ao utilizador, através de uma janela flutuante, com informação relativa ao último dia carregado corretamente na base dados.

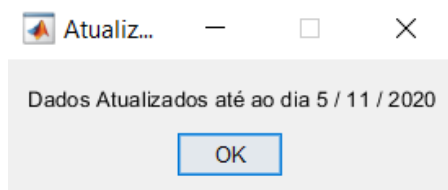


Figura 52 - Mensagem Base de Dados

Com a confirmação da atualização por parte do utilizador, é apresentada uma nova janela flutuante onde este poderá optar por uma de entre as três RNA disponíveis.

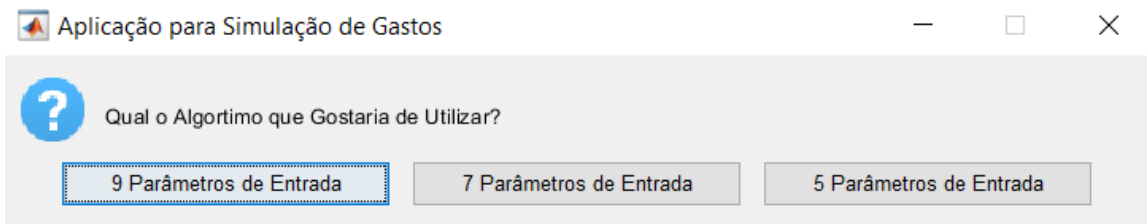


Figura 53 - Mensagem de Escolha da RNA

Como é possível verificar pela Figura 53, a rede de nove parâmetros (variáveis) está previamente selecionada, podendo o utilizador prosseguir para a simulação com um simples clique no “Enter”.

4.2.2 Simulação de Preços

Para realizar a simulação de preços o menu apresentado disponibiliza vários separadores relativos aos três modos distintos de previsão, tal como se pode verificar pela Figura 54. Ao selecionar um desses modos, o utilizador é direcionado para a respetiva página sendo que, em todos os casos, terá de proceder obrigatoriamente à execução de três passos de modo a realizar a respetiva simulação.

A Figura 54, Figura 55 e Figura 56 representam as três variantes dos menus disponíveis: Simulação de Preços de 2020/2021, Simulação de Preços Mensal e a Simulação de Preços por Utilização. Os dados são carregados para a ferramenta *PriceGrid* através da opção “1 – Dados”, enquanto que a segunda opção “2 – Variáveis de Estudo” permite ao utilizador selecionar as horas, o dia e a máquina que pretende operar. Por último, o utilizador tem ainda de proceder ao carregamento dos valores provenientes da RNA referentes ao preço de energia elétrica previsto, através do passo “3 – Algoritmo de Previsão”.

O modo de funcionamento de todos estes passos será explicado detalhadamente no capítulo 4.3.

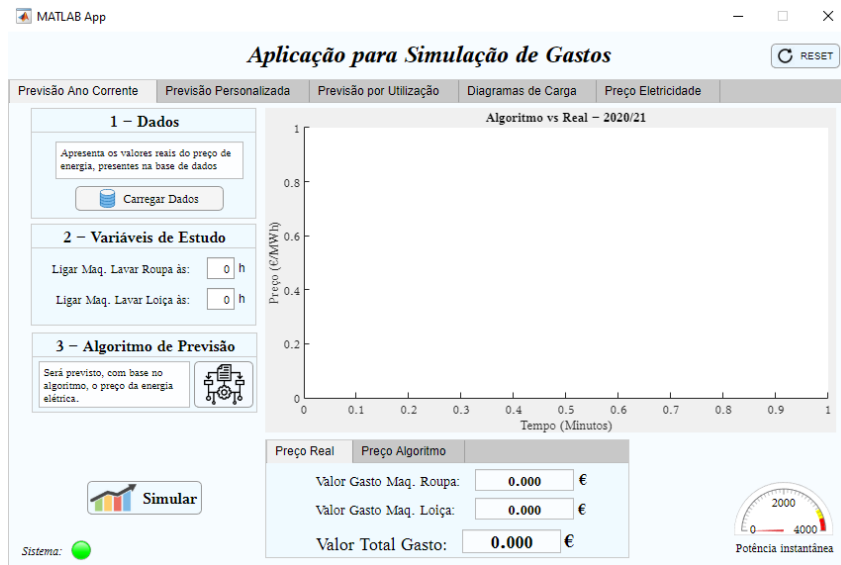


Figura 54 - Menu Simulação de Preços 2020/2021

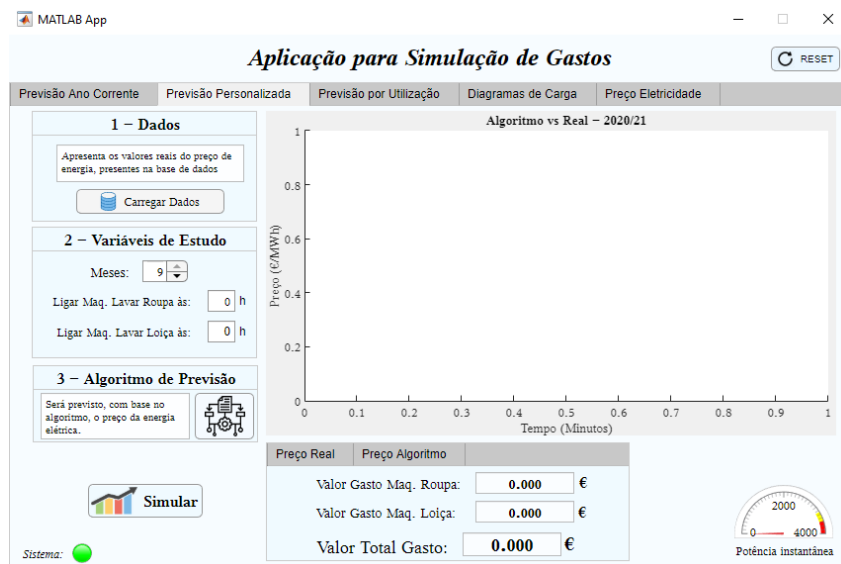


Figura 55 - Menu Simulação de Preços Mensal

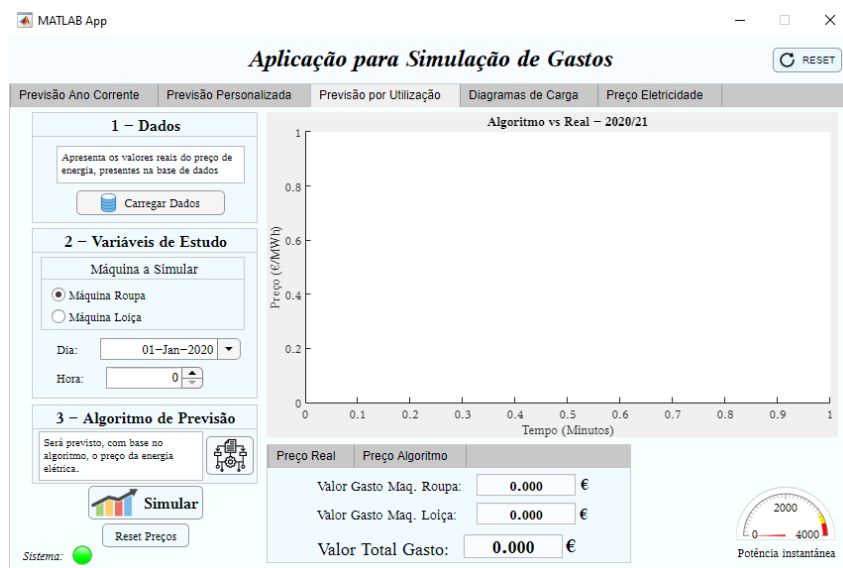


Figura 56 - Menu Simulação de Preços por Utilização

4.2.3 Diagrama de Carga

A Figura 57 representa o menu que é apresentado ao utilizador caso este opte por visualizar o separador “Diagramas de carga”. Ao escolher esta opção, o utilizador terá à sua disposição duas janelas para apresentar o diagrama de consumo das cargas em estudo quando ativa o botão “Simular”.

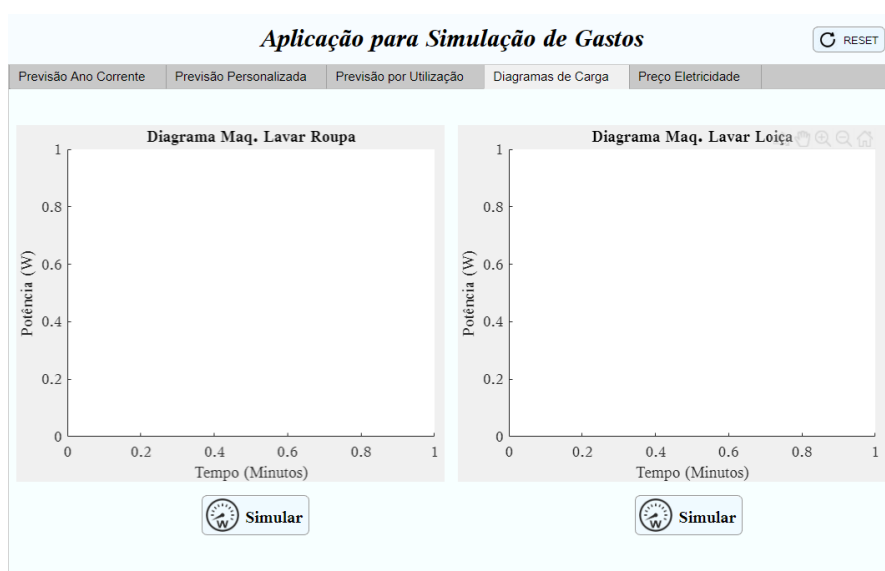


Figura 57 - Menu Diagrama de Carga

Os diagramas de cargas das duas máquinas em estudo são apresentados na Figura 58 e Figura 59. Tal como se pode observar, no início do ciclo de lavagem os

consumos são bastante mais elevados devido à necessidade de se proceder ao aquecimento da água.

Estes diagramas de consumo foram obtidos utilizando programas normalizados. Através da sua análise, verifica-se que a grande diferença está no tempo do ciclo de cada uma das lavagens: a máquina de lavar roupa tem um ciclo de aproximadamente 120 minutos (2 horas), enquanto que a máquina de lavar loiça apresenta um ciclo de lavagem mais extenso, com cerca de 180 minutos (3 horas).

Os gráficos apresentados variam sempre que é requerida uma nova simulação. Esta variação ocorre de modo a tornar as simulações semelhantes às que ocorrem em ambiente real.

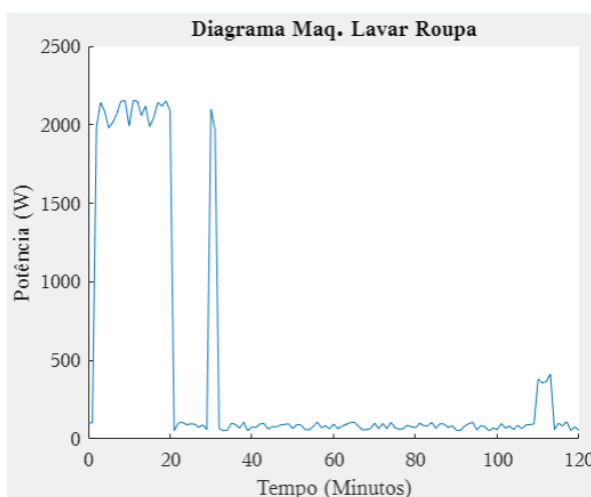


Figura 58 - Diagrama Máquina Lavar Roupa

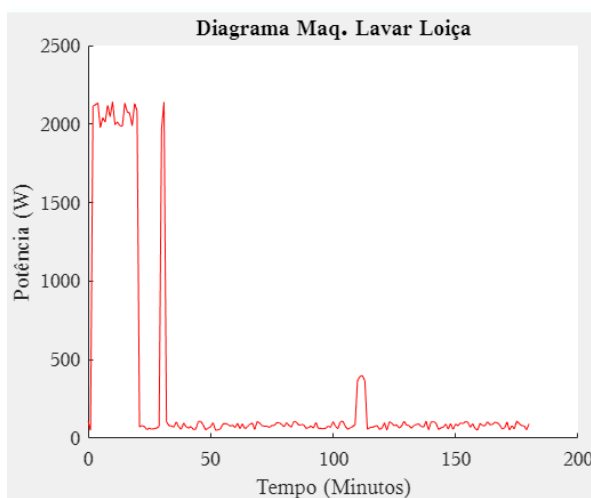


Figura 59 - Diagrama Máquina Lavar Loiça

4.2.4 Comparação de Preços

O separador do menu “Preço Eletricidade”, representado na Figura 60, permite que se realize, para um determinado dia do ano, uma comparação de preços de energia elétrica entre o valor real de energia, obtido através dos dados recolhidos do site da OMIE, e o valor previsto por uma das três RNA criadas.

Para que seja possível realizar uma simulação, o utilizador deve escolher o dia e a RNA que pretende usar na simulação. Os valores apresentados nos gráficos disponíveis permitem facilmente concluir qual a RNA que melhor se adequa ao estudo.

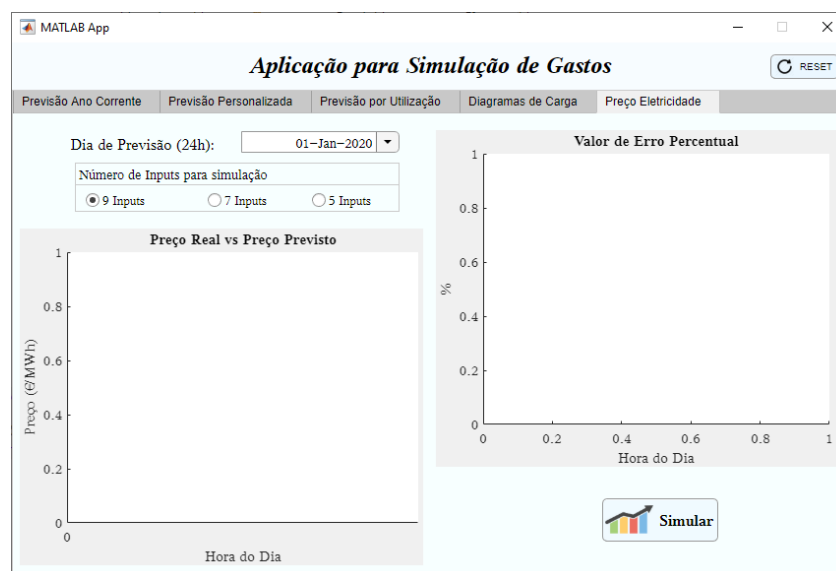


Figura 60 - Menu Comparação de Preços

De forma a demonstrar o funcionamento do menu apresentado anteriormente temos a Figura 61, Figura 62 e Figura 63 que apresentam a comparação entre o preço previsto baseado no uso das três RNA. Para todas as simulações foi escolhido o mesmo dia de modo a poder-se observar a variação do erro ao longo do dia face ao número de variáveis escolhido.

Na Figura 61 são apresentados dois gráficos para o dia 13 de fevereiro de 2020 e recorrendo à rede de nove variáveis. O gráfico da esquerda apresenta o valor previsto e o valor real face às horas do dia, enquanto que o gráfico da direita diz respeito ao valor de erro percentual obtido. Através da sua análise, verifica-se a existência de um valor médio de erro que ronda os 3%.

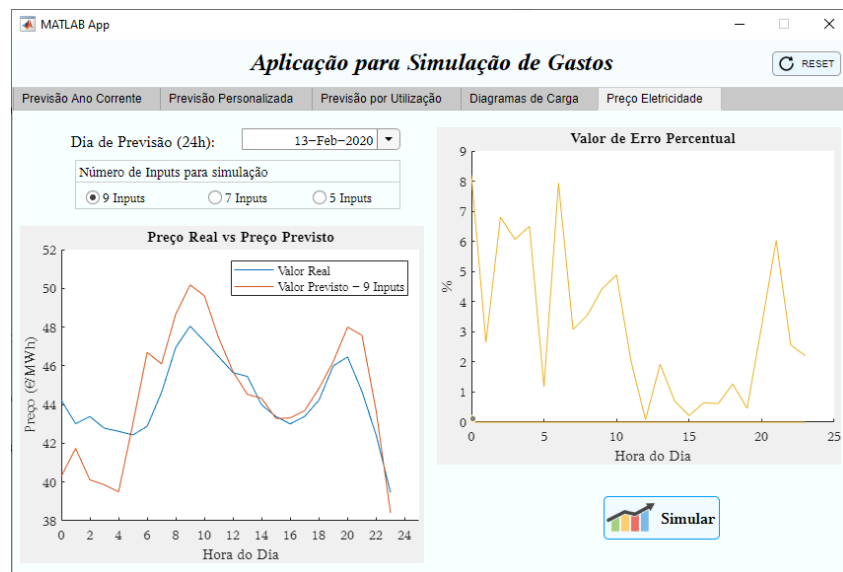


Figura 61 - Exemplo de Comparação para dia 13 de fevereiro, RNA nove Variáveis

Na Figura 62 constam os dois gráficos obtidos para o dia anteriormente referido e recorrendo à rede de sete variáveis. Neste caso, o erro médio obtido foi de 6%, sendo este valor superior ao valor obtido pela rede anterior devido à previsão ser menos precisa.

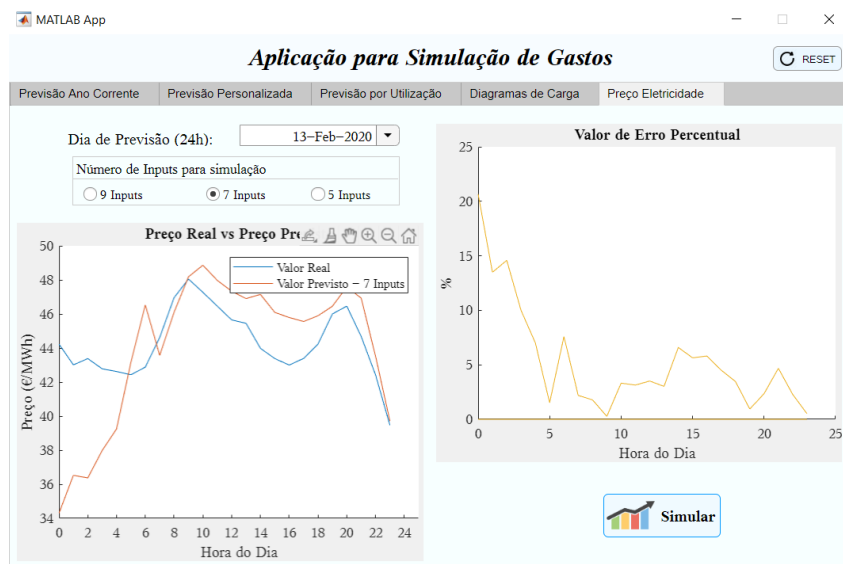


Figura 62 - Exemplo de Comparação para dia 13 de fevereiro, RNA sete Variáveis

Por último apresenta-se a comparação relativa à RNA de cinco variáveis, cuja previsão foi a menos satisfatória, tal como seria de esperar face ao número de

variáveis utilizadas. Neste caso, o valor do erro médio obtido foi de aproximadamente 11% (Figura 62).

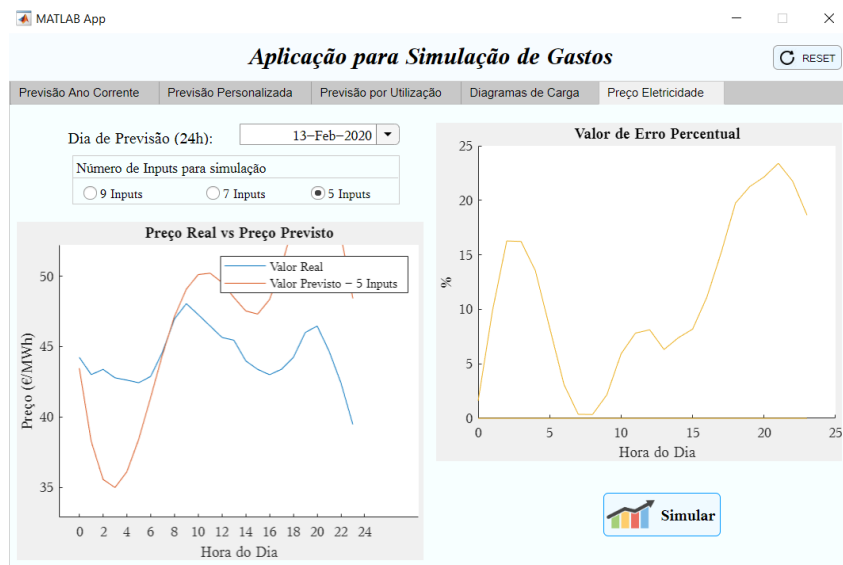


Figura 63 - Exemplo de Comparação para dia 13 de fevereiro, RNA cinco Variáveis

4.2.5 Mensagens de Erro

Neste subtópico serão apresentadas as diversas mensagens de erros, ou seja, as janelas flutuantes que são apresentadas ao utilizador no decorrer da simulação.

De acordo com o que foi explicado na secção 4.2.2, existem diversos passos que o utilizador tem de cumprir, atendendo sempre a uma ordem previamente definida, para poder simular os preços finais através da ferramenta *PriceGrid*. Quando estas ações não forem cumpridas é importante alertar o utilizador de que existem passos em falta e que sem a sua execução não é possível realizar qualquer simulação a partir da ferramenta.

A Figura 64 apresenta a mensagem que é exibida quando o utilizador tenta realizar ações sem que tenha cumprido os passos anteriores. No exemplo a seguir, ao tentar realizar o segundo ou terceiro passo, o utilizador depara-se com uma mensagem que o alerta para o passo que ficou em falta, ou seja, o primeiro, relativo à necessidade do carregamento de dados para o estudo.

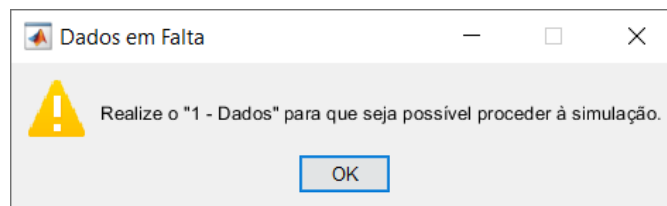


Figura 64 - Falta de carregamento de Dados

Na Figura 65 ocorre um processo semelhante ao anterior, no entanto, neste caso, o passo que se encontra em falta é o terceiro que corresponde à previsão de preços.

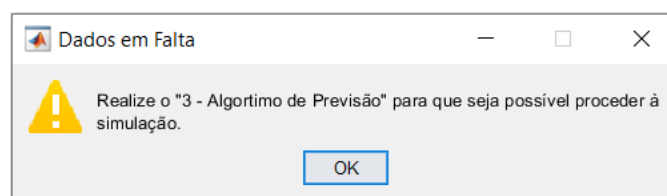


Figura 65 - Falta de Previsão de preços

Para a simulação de preços, na ferramenta *PriceGrid* foram implementadas duas cargas (eletrodomésticos). Devido à limitação de potência disponível na habitação, não é possível operar as duas cargas em simultâneo sem que o limitador de potência opere. Posto isto é necessário existir uma janela flutuante com uma mensagem de alerta, devendo o utilizador, para uma mesma hora, indicar qual é a máquina que tem prioridade de funcionamento.

Na Figura 66, verifica-se que a Máquina da Roupa está predefinida para ser a carga com prioridade, o que significa que esta carga permanece no horário que o utilizador definiu, obrigando a deslocar a outra máquina para o próximo horário disponível.

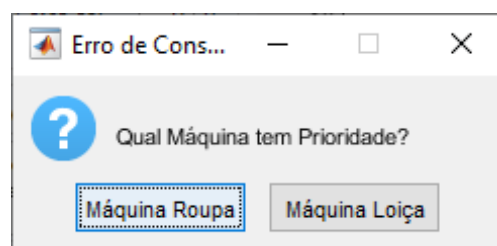


Figura 66 - Sobreposição de Cargas

Durante a execução do *PriceGrid*, o utilizador é questionado diversas vezes sobre as datas em que pretende realizar as simulações. Através destes alertas o que se pretende é garantir que não são inseridas datas e/ou formatos incompatíveis com o funcionamento da aplicação.

Na Figura 67, a mensagem de erro apresentada ao utilizador informa-o que foi inserida uma data superior à data atual de simulação. Perante esta mensagem o utilizador é obrigado a pressionar o botão “OK” para poder continuar a sua simulação, devendo seleccionar uma data que seja válida.

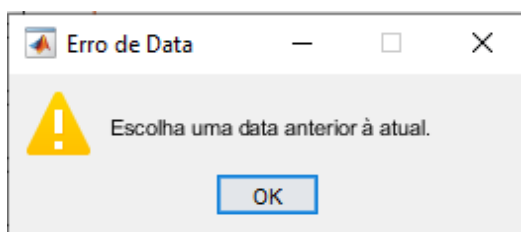


Figura 67 - Erro da Data selecionada

Durante a Simulação de Preços Mensal o utilizador tem a possibilidade de seleccionar o número de meses que pretende utilizar na simulação, com início a partir de janeiro de 2020 e cujo limite é o último dia carregado corretamente na base de dados da ferramenta *PriceGrid*. Importa referir que apenas são válidos meses completos, ou seja, a base de dados tem de conter obrigatoriamente a totalidade dos dias referentes ao último mês escolhido pelo utilizador.

Quando o utilizador não cumpre estes critérios é apresentada uma mensagem de erro idêntica à da Figura 68. Verifica-se pela mensagem que foi selecionado um número de meses completos posterior à data em que está a correr a simulação. Perante esta mensagem só é possível prosseguir a simulação com a alteração do mês inicialmente escolhido pelo utilizador.

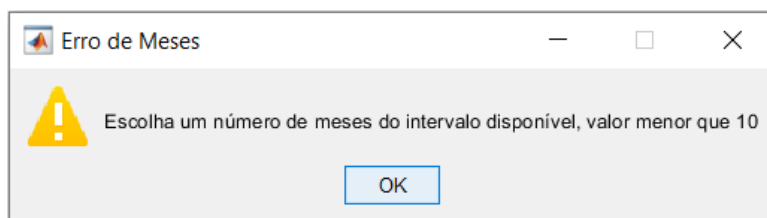


Figura 68 - Erro no número de meses

4.2.6 Funcionalidades Adicionais

Por forma a facilitar a utilização da ferramenta *PriceGrid* foram incorporadas opções de acesso a funcionalidades que permitem ao utilizador efetuar correções e verificações às suas escolhas, assim como permitir a visualização de situações intermédias no decorrer da simulação.

Uma das funcionalidades mais importante está representada na Figura 69 e trata-se da função que permite reiniciar o *PriceGrid*, isto é, terminar a simulação em curso e iniciar uma nova simulação. Assim, com esta opção torna-se possível alterar as escolhas iniciais do utilizador.

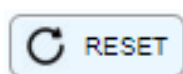


Figura 69 - Botão *reset* aplicação

No menu Simulação de Preços por Utilização, como será explicado em 4.2.2, foi inserida uma funcionalidade adicional, o botão “Reset Preços”, que está representada na Figura 70. Esta permite anular os preços resultantes de uma simulação e que são apresentados ao utilizador, colocando-os novamente a zero.

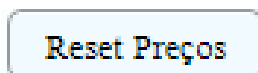


Figura 70 - Botão *reset* para os preços simulados

A Figura 71 representa um Wattímetro que permite verificar a potência num dado instante de consumo na habitação. Esta medição ocorre durante a execução da simulação de Preços e permite observar, em tempo acelerado, a alteração da potência posta em jogo durante a execução da simulação.

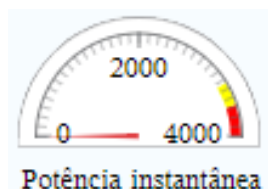


Figura 71 - Wattímetro em Watt (W)

Na Figura 72 apresenta-se um mecanismo relativo ao estado do sistema. Quando a luz verde se encontra ativa, Figura 72 – a), é permitido ao utilizador efetuar ações

sobre a ferramenta, ou seja, alterar escolhas. Por outro lado, quando o sinal vermelho está ativo, Figura 72 – b), este indica que a aplicação se encontra a executar uma tarefa, estando o utilizador impossibilitado de realizar alterações à simulação.

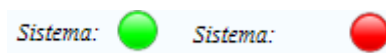


Figura 72 - Estado do Sistema – a), b)

4.2.7 Conclusões

Com a criação de uma aplicação pretende-se que o utilizador tenha acesso a uma ferramenta simples e intuitiva. Desta forma, a aplicação criada foi desenvolvida em ambiente *MatLab*, sendo posteriormente criado um executável que permite ao utilizador instalar e utilizar a aplicação no seu.

Posto isto, a criação da interface correu conforme o esperado e os resultados obtidos correspondem às expectativas. Adicionalmente, foram implementadas diversas funcionalidades, assim como diferentes formas de análise e visualização dos dados que melhoram toda a experiência do utilizador.

4.3 Análise de Custos, reais vs simulados

A ferramenta *PriceGrid* permite que se realizem simulações do preço de energia elétrica com a utilização das cargas em estudo, em períodos definidos, tal como explicado na secção 3.4.1.. O carregamento dos dados necessários para efetuar as simulações é realizado pelo utilizador em apenas três passos.

A Figura 73 apresenta a *interface* para o primeiro passo que, ao ser selecionado pelo utilizador, permitirá o carregamento dos valores reais de energia elétrica. Os dados serão posteriormente visualizados num gráfico, como o apresentado na Figura 74, com os valores relativos ao período de 1 de janeiro a 11 de novembro de 2020.

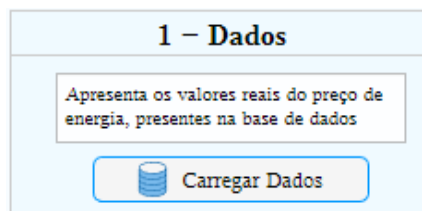


Figura 73 - Carregamento de Valores Reais de Energia Elétrica

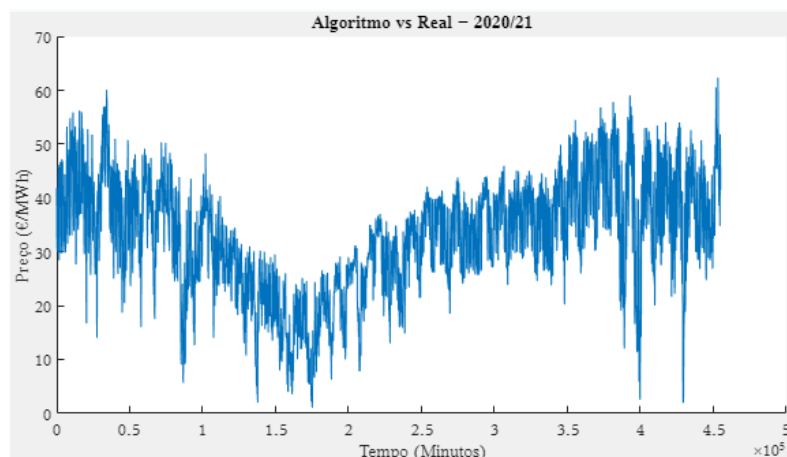


Figura 74 - Valores Reais de energia elétrica, no período 1 de jan. a 11 de nov. de 2020

O segundo passo permite ao utilizador selecionar as variáveis necessárias para efetuar a simulação, as quais serão apresentadas de acordo com o tipo de simulação anteriormente definido. Estas variáveis estão relacionadas com a hora de operação dos equipamentos (cargas), o número de meses e o dia/hora do equipamento a estudar, tal como se pode observar na Figura 75, Figura 76 e Figura 77, respetivamente.

2 – Variáveis de Estudo	
Ligar Maq. Lavar Roupa às:	<input type="text" value="6"/> h
Ligar Maq. Lavar Loiça às:	<input type="text" value="22"/> h

Figura 75 - Escolha de Variáveis de Estudo – Menu Simulação Ano 2020/21



2 – Variáveis de Estudo	
Meses:	<input type="text" value="1"/>  
Ligar Maq. Lavar Roupa às:	<input type="text" value="6"/> h
Ligar Maq. Lavar Loiça às:	<input type="text" value="22"/> h

Figura 76 - Escolha de Variáveis de Estudo - Menu Simulação Mensal

2 – Variáveis de Estudo

Máquina a Simular

☐ Máquina Roupa
☒ Máquina Loiça

Dia: 24-Jun-2020 ▼

Hora: 5 ▲▼

Figura 77 - Escolha de Variáveis de Estudo - Menu Simulação por Utilização

A Figura 78 apresenta o terceiro e último passo que diz respeito ao carregamento dos dados do preço de energia elétrica previstos pela RNA que o utilizador escolheu ao iniciar o *PriceGrid*. Estes dados são apresentados em forma de gráfico, sobrepondo-se com os dados reais do preço de energia elétrica, tal como se pode observar na Figura 79, Figura 80 e Figura 81.

3 – Algoritmo de Previsão

Será previsto, com base no algoritmo, o preço da energia elétrica.

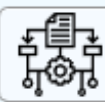


Figura 78 - Carregamento de Valores Previstos

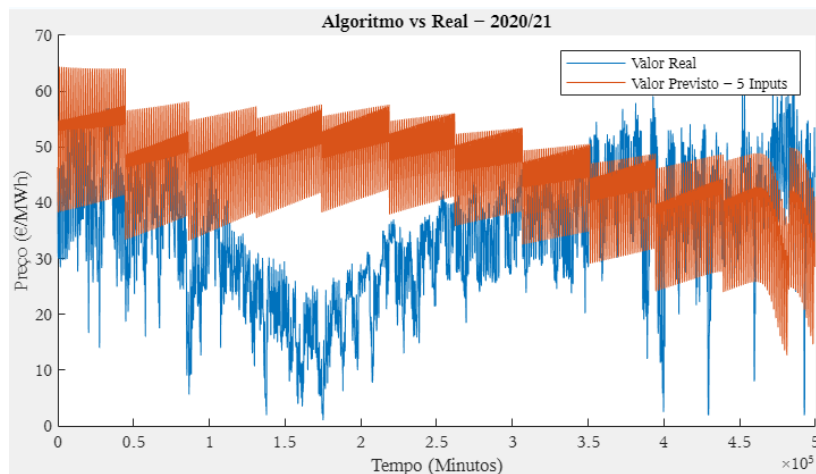


Figura 79 - Valores Reais vs. Previstos, 1 de jan. a 12 de dez. 2020, cinco Variáveis

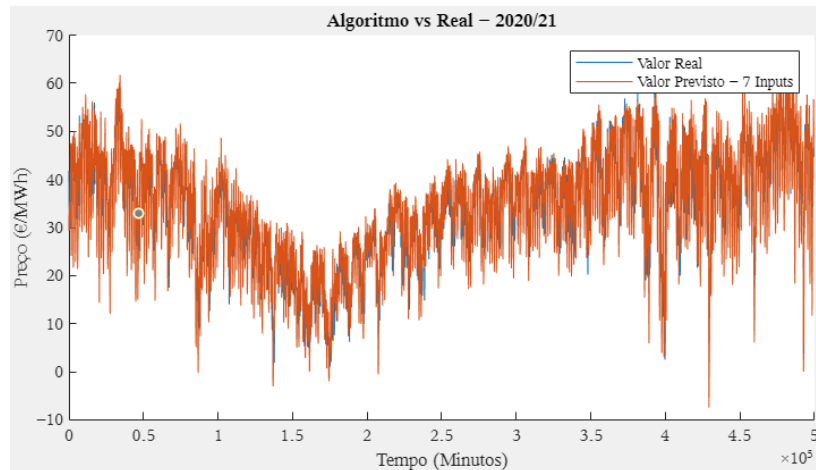


Figura 80 - Valores Reais vs. Previstos, 1 de jan. a 12 de dez. 2020, sete Variáveis

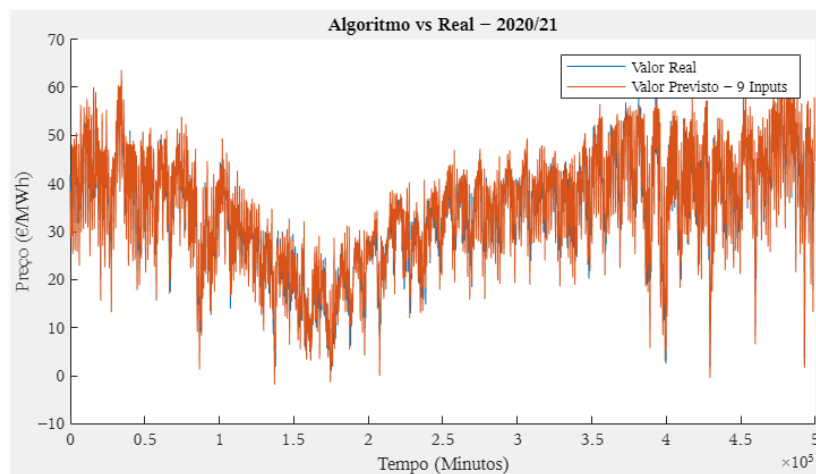


Figura 81 - Valores Reais vs. Previstos, 1 de jan. a 12 de dez. 2020, nove Variáveis

4.3.1 Simulação de 2020/2021

O primeiro modo de simulação que está à disposição do utilizador diz respeito à Simulação de 2020/21 que vai desde o dia 1 de janeiro de 2020 até ao último dia corretamente carregado na base de dados do *PriceGrid*.

A simulação que se segue teve como premissas as seguintes escolhas:

- Período entre 1 de janeiro e 12 de dezembro de 2020;
- Máquina de roupa operação a partir das 6:00h;
- Máquina de loiça operação a partir das 22:00h.

As figuras seguintes apresentam os resultados para os gastos reais e previstos de energia elétrica, decorrentes do tempo de operação das máquinas

(cargas), de acordo com as variáveis de entrada escolhidas. A Figura 82 e Figura 83 dizem respeito à RNA de cinco variáveis, a Figura 84 e Figura 85, à RNA de sete variáveis e a Figura 86 e Figura 87 à RNA de nove variáveis.

Os valores apresentados, apesar de corresponderem a simulações realizadas nas mesmas datas para as diferentes RNA, apresentam preços reais distintos entre simulações. Esta variação ocorre porque para o uso de cada RNA é necessário realizar uma nova simulação, o que resulta num diagrama de carga distinto para cada uma das cargas implementadas.

Cinco variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	73.396	€
Valor Gasto Maq. Loça:	104.526	€
Valor Total Gasto:	177.922	€

Figura 82 - Valor real de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA cinco variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	70.834	€
Valor Gasto Maq. Loça:	103.709	€
Valor Total Gasto:	174.543	€

Figura 83 - Valor previsto de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA cinco variáveis

Sete variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	72.152	€
Valor Gasto Maq. Loça:	109.967	€
Valor Total Gasto:	182.119	€

Figura 84 - Valor real de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA sete variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	68.846	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	109.182	€
Valor Total Gasto:	178.027	€

Figura 85 - Valor previsto de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA sete variáveis

Nove variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	64.423	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	96.609	€
Valor Total Gasto:	161.031	€

Figura 86 - Valor real de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA nove variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	61.223	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	95.217	€
Valor Total Gasto:	156.440	€

Figura 87 - Valor previsto de 1 de janeiro a 12 de dezembro 2020, RNA nove variáveis

Na Tabela 5 são apresentados os valores reais e previstos registados, assim como a diferença entre eles para cada RNA. Podemos verificar que a diferença entre o valor real e previsto aumenta com o aumento do número de variáveis associadas à RNA utilizada.

Como era de prever, a RNA de nove variáveis apresenta os melhores resultados, enquanto que a RNA com cinco variáveis apresenta os piores resultados, tanto na fase de aprendizagem, como na de previsão de preços.

Na tabela o valor real é obtido através da hora a que o utilizador pretende utilizar a carga. O valor previsto é obtido tendo por base a escolha de início de operação das cargas, o *PriceGrid* avalia entre o período anterior e o período seguinte qual apresenta o valor de eletricidade mais reduzida com base na RNA e

desloca a carga para o período temporal que permite ao utilizar obter uma maior poupança em termos económicos.

Tabela 5 - Resultados Simulação 2020/21

	Valor Real	Valor Previsto	Diferença	
RNA cinco Variáveis	177,922 €	174,543 €	3,379 €	-1.899%
RNA sete Variáveis	182,119 €	178,027 €	4,092 €	-2.246%
RNA nove Variáveis	161,031 €	156,440 €	4,591€	-2.851%

4.3.2 Simulação Mensal

Para uma simulação de tempo personalizada (mensal) foi selecionado um período de seis meses com início no dia 1 de janeiro de 2020. Nesta simulação mantiveram-se as seguintes escolhas:

- Período de 6 meses com início a 1 de janeiro de 2020;
- Máquina de roupa operação a partir das 6:00h;
- Máquina de loiça operação a partir das 22:00h.

As figuras a seguir apresentam os resultados para os gastos reais e previstos de energia elétrica, decorrentes do tempo de operação das máquinas (cargas), de acordo com as variáveis de entrada escolhida. A Figura 88 e Figura 89 dizem respeito à RNA de cinco variáveis, a Figura 90 e Figura 91, à RNA de sete variáveis e a Figura 92 e Figura 93 à RNA de nove variáveis.

Cinco variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	36.497	€
Valor Gasto Maq. Loiça:	54.333	€
Valor Total Gasto:	90.831	€

Figura 88 - Valor real, seis meses, RNA cinco variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	36.074	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	54.306	€
Valor Total Gasto:	90.380	€

Figura 89 - Valor previsto, seis meses, RNA cinco variáveis

Sete variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	33.342	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	55.911	€
Valor Total Gasto:	89.254	€

Figura 90 - Valor real, seis meses, RNA sete variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	31.994	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	55.762	€
Valor Total Gasto:	87.756	€

Figura 91 - Valor previsto, seis meses, RNA sete variáveis

Nove variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	33.174	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	47.160	€
Valor Total Gasto:	80.334	€

Figura 92 - Valor real, seis meses, RNA nove variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	31.743	€
Valor Gasto Maq. Loiça:	46.300	€
Valor Total Gasto:	78.043	€

Figura 93 - Valor previsto, seis meses, RNA nove variáveis

Na simulação mensal podemos observar um comportamento semelhante ao anterior, isto é, as simulações para todas as RNA implementadas apresentam resultados positivos com uma poupança associada para o utilizador. Com o aumento do número de variáveis, os valores obtidos vão melhorando, o que significa uma poupança mais elevada para o utilizador.

A Tabela 6 contém todos os valores obtidos para a poupança associada ao uso de cada RNA durante o período de tempo simulado.

Tabela 6 - Resultados Simulação seis Meses

	Valor Real	Valor Previsto	Diferença	
RNA cinco Variáveis	90,831 €	90,380 €	0,451 €	-0.496%
RNA sete Variáveis	89,254 €	87,756 €	1,498 €	-1.678%
RNA nove Variáveis	80,334 €	78,043 €	2,291 €	-2.851%

4.3.3 Simulação por Utilização

A simulação por utilização foi realizada considerando as duas cargas para o dia 23 de abril de 2020, com o horário de simulação da máquina da roupa às 11:00h e da máquina da loiça às 19:00h.

Nas figuras seguintes apresentam-se os resultados dos gastos reais e previstos de energia elétrica para o dia 23 de abril, de acordo com as variáveis de entrada escolhidas. A Figura 94 e Figura 95 dizem respeito à RNA de cinco variáveis, a Figura 96 e Figura 97 à RNA de sete variáveis e a Figura 98 e Figura 99 à RNA de nove variáveis.

Cinco variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	0.052	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	0.181	€
Valor Total Gasto:	0.233	€

Figura 94 - Valor real, 23 de abril, RNA cinco variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	0.055	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	0.173	€
Valor Total Gasto:	0.228	€

Figura 95 - Valor previsto, 23 de abril, RNA cinco variáveis

Sete variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	0.054	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	0.182	€
Valor Total Gasto:	0.236	€

Figura 96 - Valor real, 23 de abril, RNA sete variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	0.054	€
Valor Gasto Maq. Loixa:	0.165	€
Valor Total Gasto:	0.220	€

Figura 97 - Valor previsto, 23 de abril, RNA sete variáveis

Nove variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	0.049	€
Valor Gasto Maq. Loiça:	0.197	€
Valor Total Gasto:	0.246	€

Figura 98 - Valor real, 23 de abril, RNA nove variáveis

Preço Real	Preço Algoritmo	
Valor Gasto Maq. Roupa:	0.049	€
Valor Gasto Maq. Loiça:	0.179	€
Valor Total Gasto:	0.228	€

Figura 99 - Valor previsto, 23 de abril, RNA nove variáveis

Na simulação por utilização pode observar-se que a poupança referente à RNA de nove variáveis é superior, resultado de uma melhor previsão de preços e, consequentemente, de uma melhor escolha na hora de uso das cargas existentes.

A diferença obtida para a simulação de um dia é reduzida. No entanto, caso a utilização diária seja extrapolada para uma utilização anual, a poupança é significativa.

Comparando os valores presentes na Tabela 7, as RNA de sete e nove variáveis são semelhantes. Relativamente à RNA de cinco variáveis, esta apresenta uma previsão consideravelmente inferior.

Tabela 7 - Resultados Simulação Diária - 23 de abril

	Valor Real	Valor Previsto	Diferença	
RNA cinco Variáveis	0,233 €	0,228 €	0,005 €	-2.145%
RNA sete Variáveis	0,236 €	0,220 €	0,016 €	-6.779%
RNA nove Variáveis	0,246 €	0,228 €	0,018 €	-7.317%

4.3.4 Conclusões

A análise de gastos é realizada de forma simples, não necessitando o utilizador de ter conhecimentos especializados aprofundados. Os três menus de simulação disponibilizados oferecem um leque de opções superior durante a fase de simulação, permitindo assim uma análise mais realista.

Os valores obtidos para todas as RNA foram satisfatórios, independentemente do número de variáveis de entrada. A qualidade de previsão e, consequentemente, o valor da poupança aumenta consoante o número de variáveis que se disponibilizam à RNA durante o processo de treino, tal como seria de esperar.



5 Conclusões

O capítulo que se segue conclui a dissertação, reunindo todos os resultados obtidos pelas RNA e pela ferramenta desenvolvida. Para finalizar apresentam-se ainda possíveis alterações de forma a melhorar a utilidade da ferramenta desenvolvida e a qualidade da previsão obtida pelas RNA implementadas.

5.1 Apreciações finais

Esta dissertação teve como principal objetivo desenvolver uma ferramenta que permitisse aos utilizadores obterem uma poupança na fatura de energia elétrica. Esta poupança seria obtida evitando horários que apresentem preços mais elevados através da deslocação de cargas para períodos mais favoráveis.

Inicialmente, foi necessário realizar um estudo sobre todos os aspetos e características que as RNA iriam utilizar, assim como da interface disponibilizada ao utilizador, garantido uma interação entre cliente e a IA de fácil utilização.

Iniciou-se pela recolha de dados que foram obtidos através do banco de dados da *OMIE*. Os dados relativos aos anos de 2011 a 2019 foram utilizados para realizar o treino das RNA, enquanto que os dados referentes ao ano de 2020 até à data atual foram utilizados para a realização da comparação entre valores reais e valores previstos, possibilitando assim, ao utilizador ter informações reais da poupança associada à gestão de equipamentos. Todos os dados provenientes da *OMIE* foram devidamente analisados de modo que as RNA utilizadas fossem capazes de aprender e captar o máximo de informação.

A utilização de diferente número de variáveis para a comparação das RNA durante a fase de treino constou na criação de três redes neuronais distintas em que o número de variáveis foi de cinco, sete e nove. Em todas elas foram mantidas as restantes características, nomeadamente o número de neurónios, o algoritmo de treino e os períodos de treino. Na implementação das RNA foi utilizada a ferramenta *nftool*, no *software MatLab*, a mais aconselhada para os objetivos propostos.

A principal conclusão que se pode retirar da comparação das RNA durante a fase de treino diz respeito à qualidade das redes neuronais que aumenta com o aumento do número de variáveis fornecidas, de uma forma não linear. Como seria de prever, a RNA de cinco variáveis, em comparação com as restantes redes, apresenta uma qualidade de previsão muito inferior. Relativamente às redes de sete e nove variáveis, os resultados foram idênticos, verificando-se uma ligeira melhoria para a rede com maior número de variáveis fornecidas.

Face à necessidade de criar uma interação entre as RNA e o utilizador, foi implementada uma *interface*, recorrendo ao *software MatLab*, que levou ao desenvolvimento da ferramenta *PriceGrid*. Esta ferramenta permite ao utilizador realizar diversas simulações com o objetivo de comparar valores reais com os valores previstos pelas redes neuronais.

A ferramenta apresenta três janelas temporais para a simulação de preços, a Simulação Total, Mensal e por Utilização. Na Simulação Total abrange o período compreendido entre 01 de janeiro 2020 até ao dia em que se corre a ferramenta, na Simulação Mensal o utilizador pode selecionar o número de meses com início em 01 de janeiro 2020, enquanto na Simulação por Utilização é permitido realizar a simulação por cada máquina (carga) selecionada.

Na Simulação por Utilização os resultados obtidos apresentaram algumas oscilações e estão muito dependentes da qualidade de previsão da RNA escolhida pelo utilizador num determinado dia e hora do ano. Tratando-se de uma simulação única, podem ser retiradas conclusões precipitadas face aos fatores apresentados anteriormente.

Relativamente à Simulação Mensal, quando o utilizador optar por períodos mais extensos, os resultados apresentam valores mais dispersos, verificando-se que quanto maior for o espaço temporal, mais acentuada será a diferença entre as três redes neuronais. Podemos concluir que a RNA de nove variáveis é a que

apresenta melhores resultados, enquanto que a de cinco variáveis é a que apresenta os resultados mais desfavoráveis.

A Simulação Total permite estudar com mais abrangência e retirar conclusões a longo prazo. Verificou-se que os resultados obtidos foram de acordo com o esperado e, tal como referido anteriormente, melhoraram com o aumento do número de variáveis fornecidas às RNA.

Por último, importa ainda referir que o utilizador, ao ter a possibilidade de escolher o modo como realiza as diversas simulações, consegue fazer a avaliação que considere mais apropriada e que, de certa forma, resulte em mais benefícios para ele próprio.

Em suma, conclui-se que se cumpriram todos os objetivos propostos para esta dissertação e que os resultados obtidos foram bastante satisfatórios. Relativamente à ferramenta implementada considera-se que esta é simples e intuitiva, permitindo ao utilizador a análise de todos os resultados sem necessitar de ter conhecimentos prévios, permitindo que este interaja indiretamente com as RNA criadas.

5.2 Trabalhos futuros

Na ferramenta criada, *PriceGrid*, foram apenas implementadas duas cargas o que é uma limitação para o número de cargas existente nas atuais habitações familiares. A possibilidade de implementar mais cargas com os respetivos diagramas permitiria aumentar a utilidade da ferramenta, assim como a sua flexibilidade nos vários modelos de habitação.

De acordo com o suprarreferido, as RNA utilizadas baseiam-se no algoritmo Regularização *Bayesian*. No entanto, a possibilidade de se utilizarem outros algoritmos de previsão permitiria que se realizasse uma comparação quer ao nível do número de variáveis de entrada, quer ao nível do próprio algoritmo de previsão.

Para além disso, a integração entre o sistema e as cargas presentes na habitação, caso o valor previsto fosse inferior ao valor real, permitiria deslocar a carga em questão para o horário mais favorável para o utilizador.

Referências

- [1] Agência Lusa, “Consumo de energia na Terra desde 1950 foi superior aos 12 mil anos anteriores,” *Observador*, 2020.
- [2] J. R. Rosslin and K. Tai-Hoon, “A Review on Security in Smart Home Development,” *International Journal of Advanced Science and Technology*, vol. 15, pp. 13–22, 2010.
- [3] L. Pérez-Lombard, J. Ortiz, and C. Pout, “A review on buildings energy consumption information,” *Energy and Buildings*, vol. 40, no. 3, pp. 394–398, 2008, doi: 10.1016/j.enbuild.2007.03.007.
- [4] E. P. and Council, “Directive 2010/31/EU of the European Parliament and of the Council of 19 May 2010 on the energy performance of buildings,” *Official Journal of the European Union 2010*, no. L153, pp. 13–35.
- [5] Dr. Stephanie Ropenus, “Países Nórdicos.” [Online]. Available: <https://www.agora-energiawende.de/pt/global/paises-nordicos-1/>.
- [6] “República do Decreto - Lei n.º 29/2006 de 20 de Junho do Ministério da Economia, da Inovação e do Desenvolvimento,” 2006.
- [7] J. Borges, *MIBEL and the market splitting - 5th International Conference on the European Electricity Market*. 2008.
- [8] Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos, *Perguntas & Respostas, Tarifas Dinâmicas, Regras de implementação dos projetos-piloto*. 2018.
- [9] A. Borenstein, Severin, Jaske, Michael, Rosenfeld, *Dynamic Pricing, Advanced Metering, and Demand Response in Electricity Markets*. 2002.
- [10] D. Monekosso, R. Paolo, and Y. Kuno, “Intelligent Environments,” *Intelligent Environments*, 2009, doi: 10.1007/978-1-84800-346-0.
- [11] V. Riquebourg, D. Menga, D. Durand, B. Marhic, L. Delahoche, and C. Logé, “The smart home concept: Our immediate future,” *2006 1st IEEE International Conference on E-Learning in Industrial Electronics, ICELIE*, pp. 23–28, 2006, doi: 10.1109/ICELIE.2006.347206.
- [12] J. Craven, “Exploring Home Automation and Domotics,” *ThoughtCo*, 2019. [Online]. Available: [thoughtco.com/what-is-a-smart-house-domotics-177572](https://www.thoughtco.com/what-is-a-smart-house-domotics-177572).
- [13] D. J. Cook *et al.*, “MavHome: An agent-based smart home,” *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, PerCom 2003*, pp. 521–524, 2003, doi: 10.1109/percom.2003.1192783.
- [14] M. R. Alam, M. B. I. Reaz, and M. A. M. Ali, “A review of smart homes - Past, present, and future,” *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, vol. 42, no. 6, pp. 1190–1203, 2012, doi: 10.1109/TSMCC.2012.2189204.

- [15] M. B. I. Reaz, "Artificial Intelligence Techniques for Advanced Smart Home Implementation," *Acta Technica Corvininensis - Bulletin of Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 51–57, 2013.
- [16] S. K. Das, D. J. Cook, A. Bhattacharya, E. O. Heierman, and T. Y. Lin, "The role of prediction algorithms in the MavHome smart home architecture," *IEEE Wireless Communications*, vol. 9, no. 6, pp. 77–84, 2002, doi: 10.1109/MWC.2002.1160085.
- [17] S. Wu *et al.*, "Survey on Prediction Algorithms in Smart Homes," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 4, no. 3, pp. 636–644, 2017, doi: 10.1109/JIOT.2017.2668061.
- [18] Z. GHAHRAMANI, "AN INTRODUCTION TO HIDDEN MARKOV MODELS AND BAYESIAN NETWORKS," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 15, no. 01, pp. 9–42, Feb. 2001, doi: 10.1142/S0218001401000836.
- [19] E. Nazerfard and D. J. Cook, "Bayesian networks structure learning for activity prediction in smart homes," *Proceedings - 8th International Conference on Intelligent Environments, IE 2012*, pp. 50–56, 2012, doi: 10.1109/IE.2012.45.
- [20] J. Brownlee, "Introduction to Bayesian Networks with Jhonatan de Souza Oliveira," 2014. [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/introduction-to-bayesian-networks-with-jhonatan-de-souza-oliveira/>.
- [21] J. E. Cook and A. L. Wolf, "Discovering models of software processes from event-based data," *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, vol. 7, no. 3, pp. 215–249, 1998, doi: 10.1145/287000.287001.
- [22] A. Babakura, M. N. Sulaiman, N. Mustapha, and T. Perumal, "HMM-based decision model for smart home environment," *International Journal of Smart Home*, vol. 8, no. 1, pp. 129–138, 2014, doi: 10.14257/ijsh.2014.8.1.14.
- [23] C. Debes, A. Merentitis, S. Sukhanov, M. Niessen, N. Frangiadakis, and A. Bauer, "Monitoring activities of daily living in smart homes: Understanding human behavior," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 33, no. 2, pp. 81–94, 2016, doi: 10.1109/MSP.2015.2503881.
- [24] M. Adipradhana, I. G. B. B. Nugraha, and S. H. Supangkat, "Intervention of non-inhabitant activities detection in smart home environment," *Proceedings - International Conference on ICT for Smart Society 2013: "Think Ecosystem Act Convergence", ICISS 2013*, pp. 358–361, 2013, doi: 10.1109/ICTSS.2013.6588116.
- [25] L. Chen, C. D. Nugent, and H. Wang, "A knowledge-driven approach to activity recognition in smart homes," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 24, no. 6, pp. 961–974, 2012, doi: 10.1109/TKDE.2011.51.
- [26] E. Másson and Y. J. Wang, "Introduction to computation and learning in artificial neural networks," *European Journal of Operational Research*, vol.

47, no. 1, pp. 1–28, 1990, doi: 10.1016/0377-2217(90)90085-P.

- [27] S. Haykin, *Redes neurais: princípios e prática*, 2^o Edição. 2017.
- [28] F. Agostinelli, M. Hoffman, P. Sadowski, and P. Baldi, “Learning Activation Functions to Improve Deep Neural Networks,” *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Workshop Track Proceedings*, Dec. 2014.
- [29] G. Lera and M. Pinzolas, “Neighborhood based Levenberg-Marquardt algorithm for neural network training,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 5, pp. 1200–1203, Sep. 2002, doi: 10.1109/TNN.2002.1031951.
- [30] F. Dan Foresee and M. T. Hagan, “Gauss-Newton approximation to Bayesian learning,” in *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN’97)*, 1997, vol. 3, pp. 1930–1935, doi: 10.1109/ICNN.1997.614194.